



指令激励效应对 中国股票市场的影响 ——基于标值 Hawkes 模型的实证分析

刘志东, 杨 濯, 何晓奇

中央财经大学 管理科学与工程学院, 北京 100081

摘要: 近年来, 中国股票市场中委托指令的提交表现出非平稳性和集聚性特征, 交易者非理性的指令提交行为引起了研究者的关注。挖掘指令流数据, 剖析交易者对市场整体信息的反馈具有重要意义。

从交易者行为的微观视角, 探讨指令提交事件的相互影响, 剖析交易者行为的相互作用。以深圳证券交易所股票为样本, 利用逐笔指令数据还原了实时动态演化的限价指令簿, 基于标值 Hawkes 过程拟合指令流数据, 量化分析指令之间自激励和互激励效应, 并实证研究指令激励与股票日度波动的相互影响。

研究表明, 指令激励效应是造成指令强度差异的主要因素, 且自激励效应占 95% 以上, 其中除了最优限价指令外, 其他自激励效应均表现出明显的 U 形日内模式。与股票日度波动相结合的研究发现, 指令激励效应对股票的影响均表现出买卖方非对称性, 买方的市价指令以及卖方的限价和撤单指令对于股票日度特征的影响更加显著。此外, 限价指令激励效应的解释力与深度也有关联, 具体表现为最优档位卖方指令对收益率影响较大, 而更深档位指令可以更好地反映股票波动率。激励效应主要受盘中信息和短期波动的影响, 流动性和盘前信息没有过多参考价值。

研究结果从交易者行为的微观角度揭示了指令集聚现象的本质, 对交易者行为特征问题的研究进行完善和补充, 为股票波动提供了新的研究视角, 具有创新性和一定的实践意义, 为监管者提供了风险预警工具, 且有助于交易者优化交易策略。

关键词: 限价指令簿; 标值 Hawkes 过程; Hawkes 图; 激励效应; 交易者行为

中图分类号: F830.91 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1672-0334.2023.05.010

文章编号: 1672-0334(2023)05-0142-21

收稿日期: 2022-07-21 **修返日期:** 2023-08-30

基金项目: 国家自然科学基金 (71971226, 72331010)

作者简介: 刘志东, 管理学博士, 中央财经大学管理科学与工程学院教授, 研究方向为金融工程与金融科技、计算金融与风险管理等, 代表性学术成果为“Lévy 过程驱动的非高斯 OU 随机波动率下的期权定价”, 发表在 2019 年第 1 期《管理科学学报》, E-mail: liuzhidong@cufe.edu.cn

杨濯, 中央财经大学管理科学与工程学院博士研究生, 研究方向为量化投资和金融科技等, E-mail: 2021110140@email.cufe.edu.cn

何晓奇, 经济学博士, 中央财经大学管理科学与工程学院讲师, 研究方向为计量经济学理论及应用、结构模型估计等, 代表性学术成果为“Measuring diffusion over a large network”, 已被《The Review of Economic Studies》录用, E-mail: hexiaoqi@cufe.edu.cn

引言

自改革开放以来,中国股票市场在推动经济高速增长中发挥了不可或缺的作用。尽管相较于欧美等发达国家起步较晚,但其发展速度迅猛,成果显著。与其他市场相比,中国股票市场具有独特的交易者结构,根据2023年8月中国证券登记结算公司(CSDC)月报数据,中国A股和B股账户总量超过2亿,其中散户账户数占99.76%。而散户交易者容易受到信息不对称、从众心理等影响,更容易受到与基本面无关的噪声信号干扰^[1-3],其交易动机可能来自存在的认知偏差和不完全理性^[4],导致委托指令的提交表现出非平稳的特点,指令集聚现象时有发生,进而引发多种金融市场异象。已有的解释机制包括信息的不对称理论、跟风挂单导致的羊群效应理论,以及从投资者情绪出发的心理学的相关理论等。在对指令集聚现象的研究中,鲜有研究基于高频指令流数据进行机制挖掘,且该现象与股票市场整体波动的交互影响也未得到充分关注。指令提交行为作为交易者私人信息的体现,不仅会改变限价指令簿的状态,更能作为信息源影响其他交易者的行为。

因此,为了深入研究指令流集聚现象以及其与市场波动的交互影响,本研究基于逐笔指令数据重构了高频动态演化的限价指令簿,将指令提交视为事件,并采用标值 Hawkes 过程对指令提交的自激励和互激励效应进行量化,从股票交易最原始数据中挖掘交易者之间的相互影响;结合股票市场的日度波动指标,实证分析指令激励效应对股票波动的交互影响,探究中国指令驱动市场的微观结构特征。本研究深入挖掘指令流数据,剖析交易者挂单行为的交互影响,对于市场监管者准确把握行情动态具有一定的管理启示,同时也为交易者制定策略提供有益的参考。

1 相关研究评述

对于金融资产的研究,传统金融学理论认为市场是有效的,早期学者基于理性交易者、效用最大化等假设,采用传统经典的均值-方差研究范式,解释价格的形成机制,但现代金融市场中较多异象以及行为金融学的实验结果均表明投资者并非完全理性。尹力博等^[5]针对中国A股市场盈利异象的研究表明,投资者的非理性因素和行为偏差是持续存在的;许泳昊等^[6]对A股市场的大单交易进行研究,大单定价异象的主要原因是投资者的非理性行为和中小散户对大单交易的过度反应。对于市场异象很多学者基于不同的理论进行解释,如交易者异质性^[7-10]、羊群效应^[11-13]、彩票偏好^[14-15]、投资者情绪^[16]等。尽管研究角度不同,但存在一点共识,即交易者行为会受到已有交易行为的影响,仅用价格等市场信息无法完全解释交易者行为。

在指令驱动市场中,交易者通过提交不同数量、不同种类的指令进行买卖股票的操作,从而导致价格的形成以及交易成本的变动。因此,指令簿包含

了交易者最原始的策略信息,是发掘市场信息的重要参考^[17]。价格作为市场供求关系的直观反映,其形成和变动均受到供需失衡的直接冲击^[18]。限价指令簿则详尽地记录了股票的潜在供求关系信息,当供求关系出现不平衡时会直接导致价格的变动^[19]。在这个过程中,交易者的供需求通过不断更新的指令流反映在指令簿中,为市场提供了必要的流动性,同时流动性又对投资者的决策产生影响^[20]。已有较多学者证明指令流对于价格发现有重要作用,PHILIP^[21]采用基于强化学习的递归模型,在VAR框架下对交易产生的价格冲击进行估计;EISLER et al.^[22]通过实证分析验证了未成交的限价指令对于价格走势的影响,市价、限价和撤单指令共同反映了交易者行为对于价格的影响。上述研究仅关注最优档位限价指令,后续研究发现更深档位的指令对于价格也有影响,较多研究从指令成交角度考虑价格冲击并制定最优交易策略^[23-26]。但WYART et al.^[27]认为在指令驱动市场中,交易对于市场流动性供给的贡献相对较小,交易者更多的交易意愿反映在限价指令簿中。限价指令簿中各种类型的指令无论被执行与否,都会对市场造成冲击^[28]。BROGAARD et al.^[29]通过区分交易者类型,仅从指令提交对价格变动进行实证研究,结果表明限价指令对价格发现过程的贡献较大;HASBROUCK et al.^[30]将深度作为价格冲击的影响因素之一;刘志东等^[31]在Hasbrouck价格冲击模型上进行拓展,纳入指令流不平衡和指令爆发指标,综合探讨市场微观结构指标对股票价格形成的影响。因此,本研究从交易者行为的微观视角,将指令簿多个档位指令纳入模型,基于指令流数据深入分析交易者策略与市场信息的相互影响。

在指令流数据的建模过程中,有研究发现交易者提交的指令并非服从独立的泊松分布,反而表现出集聚、具有长期记忆性的特点^[32]。HASBROUCK et al.^[30]的实证表明,道琼斯指数成分股回报率的共性主要归因于指令流的共性。交易者提交指令并不仅仅改变指令簿状态,更能激励更多指令的提交,从而导致更多的指令簿状态变化,因此利用指令大小和到达时间相互独立的简单模型并不适用于研究限价指令簿的数据^[33]。Hawkes模型在描述多维过程动态演化和集聚方面具有独特的优势,可以清晰地反映多维事件之间的激励关系^[34-36]。ABERGEL et al.^[37]利用幂核函数形式的Hawkes过程对限价指令簿进行建模,并分析不对称行为对应的价格动态,证明当Hawkes过程稳定时,价格会以指数的速度收敛于唯一稳态分布;LU et al.^[38]区分了12种指令的提交方式,分别利用线性、非线性Hawkes过程进行模拟,通过比较模拟后的已实现方差,发现非线性Hawkes过程的拟合程度较好;刘志东等^[39]基于状态相依Hawkes过程对中国股市进行建模,将指令簿事件进行多种分类进行实证研究。

尽管已有不少学者运用Hawkes模型对指令流数据进行拟合,但大多研究仍依赖于极大似然估计等

参数估计方法, 这些方法在核函数形式的假设上可能存在一定的局限性, 尤其是在部分情况下假设核函数为幂函数可能并不合理^[40]。而且, 指令簿本身是由巨大数量的交易者的决策和互动生成的高维复杂动态系统, 指令流数据不仅具有高维和高频的特征, 其分布特征在大多数情况下未知, 且在高维点过程数据上因为数值问题很难直接应用^[39]。另外, 传统的 Hawkes 模型仅针对简单点过程进行建模, 对于指令流数据的拟合研究大多仅对指令类别进行划分。但指令簿各个档位的深度变动不仅反映了交易过程的规模, 更揭示了交易者之间的博弈情况, 因此不同大小的指令对于市场状态信息的影响并不相同。已有研究对于不同规模的指令包含信息量差异的方面考虑较少, 这在一定程度上限制了模型对真实市场动态的准确刻画。

鉴于上述原因, 本研究在指令流建模时采用标值 Hawkes 过程, 充分考虑指令大小的因素。与普通的点过程相比, 标值 Hawkes 过程具备更强的建模能力, 能够更好地捕捉交易者之间的相互影响和市场动态。通过将指令大小作为激励效应的影响因素纳入模型, 可以更准确地描述市场交易情况, 从而更全面地反映交易者对于指令簿动态变化的反馈。BACRY et al.^[41] 在 Wiener-Hopf 系统下证明多维标值 Hawkes 过程解的存在和唯一性, 本研究在上述研究的框架下展开。此外, 在模型的参数拟合上, 本研究借鉴 EMBRECHTS et al.^[42] 的研究, 采用非参数 Hawkes 图估法。该方法基于点过程的离散化近似, KIRCHNER et al.^[43-44] 从整数时间序列自回归的角度证明单变量 Hawkes 过程的弱收敛定理, 并将上述收敛理论扩展至多变量 Hawkes 过程, 为 Hawkes 图方法提供了理论支撑。由于高维 Hawkes 模型的本质为多个事件之间复杂的因果关系, 基于图的方法可以将抽象的因果关系可视化, 与高维 Hawkes 过程较为契合。同时, 图论的相关术语和指标可以很方便地描述 Hawkes 过程相关的性质, 基于图的分析方法已经被许多学者用于高维 Hawkes 过程的研究^[45-47]。本研究采用深圳证券交易所 (以下简称深交所) 上市股票数据进行实证分析, 深入探讨指令激励效应与股票波动的相互影响。由于指令激励效应的本质为指令的集聚现象, 是限价指令簿中投资者交易意愿的急剧变化。因此, 通过分析指令激励与股票波动的相互作用, 能够深入剖析交易者行为与市场信息的相互关联, 并揭示中国指令驱动市场的微观结构特征。

2 模型方法

在指令驱动市场中, 交易者通过提交委托指令达成交易, 但在实际交易中交易者并非完全理性, 受到信息不对称等因素影响, 交易者的投资决策可能参考其他交易者的行为, 从而产生指令之间的激励效应。本研究采用标值 Hawkes 过程测量指令提交事件之间的激励效应, 模型设定如下。\$d\$ 为点过程 \$N\$ 的维

度, \$d \in \mathbb{N}\$; \$k\$ 为事件到达的序号, \$k \in \mathbb{Z}\$; \$A\$ 为事件到达时间的集合, \$B\$ 为事件标值的集合, \$A, B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})\$, \$\mathcal{B}\$ 为博雷尔集。考虑 \$\mathbb{R}\$ 上的 \$d\$ 维简单点过程, 第 \$k\$ 个事件由三元组 \$(T_k, L_k, Z_k^{(L_k)})\$ 组成, 其中, \$T_k\$ 为第 \$k\$ 个事件到达的时间, \$T_k < T_{k+1}\$; \$L_k\$ 为第 \$k\$ 个事件所属的维度, \$L_k = 1, \dots, d\$; \$Z_k^{(L_k)}\$ 为第 \$k\$ 个事件的标值。上述三元组事件构成的第 \$j\$ 维点过程 \$N_j\$ 可以表示为 \$N_j(A \cdot B) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} 1_{\{T_k \in A, L_k = j, Z_k^{(L_k)} \in B\}}\$, \$j = 1, \dots, d\$。因此, 在任意时刻 \$t\$, 第 \$j\$ 维 Hawkes 过程的强度 \$\lambda_j(t)\$ 可以表示为

$$\lambda_j(t) = \eta_j + \sum_{i=1}^d \int_{-\infty}^t m_{i,j} v_{i,j}(t-t_0) h_{i,j}(z) (dN_i^{t_0} \cdot dN_i^t) \quad (1)$$

其中, \$i\$ 为 Hawkes 过程的事件维度, \$i = 1, \dots, d\$; \$\eta_j\$ 为第 \$j\$ 维 Hawkes 过程的基础强度, 描述了外源触发事件的到达速率; \$m_{i,j}\$ 为分支系数, 描述了该过程第 \$i\$ 类型事件对第 \$j\$ 维度事件的激励强度, 分支系数构成的矩阵为 \$M\$, \$M = (m_{i,j})_{i,j=1,\dots,d}\$; \$v_{i,j}(t-t_0)\$ 为衰减核函数, 该函数描述了在 \$t_0\$ 时刻发生了事件激励后, 在时间段 \$[t_0, t]\$ 上事件强度的衰减过程, \$v_{i,j}: \mathbb{R}_+ \mapsto \mathbb{R}_+\$, 相应的定义激励函数 \$\phi_{i,j}\$ 为分支系数与衰减核函数的乘积, \$\phi_{i,j} = m_{i,j} v_{i,j}(t-t_0)\$, 表示第 \$i\$ 维度事件对第 \$j\$ 维度事件在 \$[t_0, t]\$ 上总的激励效应, 激励函数组成的矩阵为 \$\Phi\$, \$\Phi = (\phi_{i,j})_{i,j=1,\dots,d}\$; \$h_{i,j}(z)\$ 为冲击函数 (impact functions), 描述第 \$i\$ 维标值为 \$z\$ 的事件对第 \$j\$ 维事件的冲击, \$h_{i,j}: \mathbb{R} \mapsto \mathbb{R}_+\$。衰减核函数和冲击函数满足归一化条件为

$$\int v_{i,j}(t) dt = E[h_{i,j}(z)] = 1 \quad (2)$$

当且仅当分支系数组成的矩阵 \$M\$ 谱半径小于 1 时, (1) 式的解存在, 构成标值 Hawkes 过程的唯一分布。

对标值 Hawkes 过程的基础强度 \$\eta_j\$、激励函数 \$\phi_{i,j}\$ 和冲击函数 \$h_{i,j}\$ 的估计是模型求解的难点, 本研究基于 Hawkes 图方法进行估计, 计算过程分为 Hawkes 框架估计和图的估计两步。其中, Hawkes 框架是无权重的图, 粗略估计了各种类型事件之间的激励效应是否存在, 简化了整体的估计过程, 为该方法在高维数据的拟合提供了可能性, 对于 Hawkes 图的估计需要对事件到达的时间和标值进行离散化。假设 \$\tau\$ 为划分后的离散区间长度; \$n\$ 为划分的区间序号, \$n \in \mathbb{Z}\$; \$p\$ 为模型拟合中滞后区间的总数量, \$r\$ 为滞后区间序号, \$r = 1, \dots, p\$; \$q_i\$ 为第 \$i\$ 维事件的标值划分后的区间数量, \$l\$ 表示对应的标值区间序号, \$l = 1, \dots, q_i\$, 对应的 \$h_{i,j,l}\$ 为位于第 \$l\$ 个标值区间的第 \$i\$ 维事件对第 \$j\$ 维事件的冲击; \$X_{n-r,i,l}^{(r)}\$ 为滞后 \$r\$ 个区间上标值位于第 \$l\$ 个标值区间中第 \$i\$ 维事件的事件数量。对于 \$d\$ 维标值 Hawkes 过程, 定义第 \$n\$ 个 \$\tau\$ 区间上的第 \$j\$ 维点过程到达的事件数量为 \$X_{n,j}^{(r)}\$, 满足

$$\mathbb{E}[X_{n,j}^{(r)} | X_{r,j}^{(r)}, r < n] \approx \tau \eta_j + \sum_{i=1}^d \sum_{r=1}^p \sum_{l=1}^{q_i} \tau \phi_{i,j}(r\tau) h_{i,j,l} \tilde{X}_{n-r,i,l}^{(r)} \quad (3)$$

采用条件最小二乘法对上述计数过程进行估计,

参考 EMBRECHTS^[42] 的 Hawkes 算子估计法,令 $\hat{\phi}$ 、 \hat{m} 、 \hat{h} 、 $\hat{\nu}$ 为相应参数的估计值; $\hat{\gamma}_{i,j,r,l}$ 为滞后第 r 个区间中 $\phi_{i,j} \cdot h_{i,j,l}$ 的估计结果; $\hat{\nu}_{r,l}^{(i)}$ 为滞后第 r 个区间中第 i 维事件的标值位于第 l 个区间占比的统计结果。结合 (2) 式归一化条件可以得到各参数估计结果,即

$$\begin{cases} \hat{\phi}_{i,j}(r\tau) = \sum_{l=1}^{q_i} \hat{\nu}_{r,l}^{(i)} \hat{\gamma}_{i,j,r,l} \\ \hat{m}_{i,j} = \sum_{r=1}^p \tau \hat{\phi}_{i,j}(r\tau) \\ \hat{h}_{i,j,l} = \frac{\tau}{\hat{m}_{i,j}} \sum_{r=1}^p \hat{\gamma}_{i,j,r,l} \\ \hat{\nu}_{i,j}(r\tau) = \frac{\hat{\phi}_{i,j}(r\tau)}{\hat{m}_{i,j}} \end{cases} \quad (4)$$

(4) 式的计算过程备索。本研究通过对点过程残差的分布进行拟合优度检验来评估标值 Hawkes 模型的稳健性,令 $\theta(t)$ 为齐次泊松过程,因此可以将 Hawkes 过程的强度 $\lambda(t)$ 通过 (5) 式变换为齐次泊松过程。即

$$\theta(t) = \int_0^t \lambda(t) dt \quad (5)$$

基于标值 Hawkes 图的估计结果,通过 (5) 式进行变换,将结果视为残差过程并进行检验,本研究采用 KS 检验的方法。

3 数据处理

本研究选择深交所的部分上市公司股票数据进行研究,在样本股票的选择上,为更加全面地反映市场及各只股票的微观结构特征,本研究参考深交所行业分类,依据 2019 年 2 月至 5 月共 76 个交易日的

时间跨度中没有停牌、市值较为稳定且流动性较大的筛选原则,并剔除各种原因导致的数据不完整,筛选出沪深 300 成分股中在深交所上市的 12 只股票作为样本股,以排除行业差异、涨跌停导致的数据缺失和流动性不足等问题对数据和研究结果的影响。

本研究的数据来自深圳证券信息有限公司提供的高频增强行情数据,包括所有深交所上市股票的逐单委托数据和逐笔成交数据。逐单委托数据包括每个委托的生效时间、交易方向、价格、数量、交易类型等信息,逐笔成交数据包括指令簿中每笔成交和撤单的时间、价格、数量等信息。深圳证券信息有限公司直接对接深圳交易所,发布交易信息并为证券交易提供信息技术方面的支持,故该数据为限价指令簿微观层面第一手数据,每笔委托时间戳均精确至毫秒级别,因而相比于其他渠道获取的交易数据保留了更多原始细节,能够更加精准地捕捉样本股交易过程的信息,数据质量高,具有极高的研究价值。

表 1 给出样本股的描述性统计结果,样本股每日平均逐笔委托数量平均在 7 万笔以上,尽可能排除异常情况对指令簿拟合效果的影响。各个样本股交易活跃,在深交所上市的股票中具有较强的代表性。

为了得到实时限价指令簿状态,计算模型所需参数并详细区分指令簿指令的特征,本研究将逐笔数据还原为时变限价指令簿,使用 Matlab 编程对指令簿进行重构。目前深交所采用的是指令驱动的交易模式,9:15-9:25 为集合竞价阶段,根据该时段提交限价指令成交量最大化的原则生成开盘价,并以此价格为成交价格尽数交易,得到限价指令簿的初始

表 1 样本股描述性统计结果

Table 1 Results for Descriptive Statistic of Sample Stocks

股票名称	平均每日委托笔数		平均每笔委托数量/手		平均每日成交笔数	平均每笔成交量/手
	买方	卖方	买方	卖方		
平安银行	37 767.341	35 769.289	42.326	46.341	49 779.382	23.615
万科A	43 103.119	37 723.560	18.512	22.239	55 498.119	10.685
中兴通讯	111 700.048	96 977.721	17.464	20.679	138 601.768	10.199
美的集团	43 445.746	40 584.890	12.578	14.459	56 724.057	7.027
格力电器	73 197.857	66 425.244	12.996	14.371	92 355.107	7.230
罗牛山	46 933.803	43 846.630	26.221	30.838	60 547.297	14.843
国海证券	45 186.120	40 992.070	55.944	65.114	57 306.728	30.958
五粮液	70 685.722	65 947.545	8.564	9.586	87 322.097	4.948
东方财富	94 379.303	79 189.256	36.857	45.202	122 644.921	21.295
京东方A	195 979.599	169 768.523	89.506	108.612	218 585.428	53.573
同花顺	26 545.735	23 756.557	7.809	8.879	31 431.075	4.491
赣锋锂业	38 670.141	345 552.633	14.078	16.853	48 561.768	8.062

状态,包括指令簿价格档位、每一价格档位现有的限价指令挂单数量;在连续竞价阶段,逐笔指令到达指令簿,并区分指令的类型、是否成交,每一笔指令到达更新一次指令簿状态变量,并对该委托的类型特征进行标注和记录。深交所允许交易者提交以下几种市价指令:以当前对手方最优价格立即成交或以任意价格提交,未能成交部分直接取消或转为限价指令。因此,本研究按照逐笔指令的买卖方索引号码进行逐笔对照,以保证指令簿重构的准确。收盘阶段通过集合竞价机制得到当天收盘价。

图1给出部分限价指令簿重构结果。图1(a)以平安银行(000001)为例展示了本研究所选样本期每个交易日不同类型指令的占比,其中限价指令占据了主导地位,买卖双方限价指令平均各40%左右,撤单指令各占约10%,市价指令的比例极低,占比不足0.5%,因此在图中未予展示。图1(b)展示了每只样本股所有指令大小的分布情况,总体看小于50手的订单占90%左右,其中高价股票(如同花顺)订单占比更大,为96%左右;与其他股票相比,低价股票(如京

东方A)大于50手的订单比例较大。

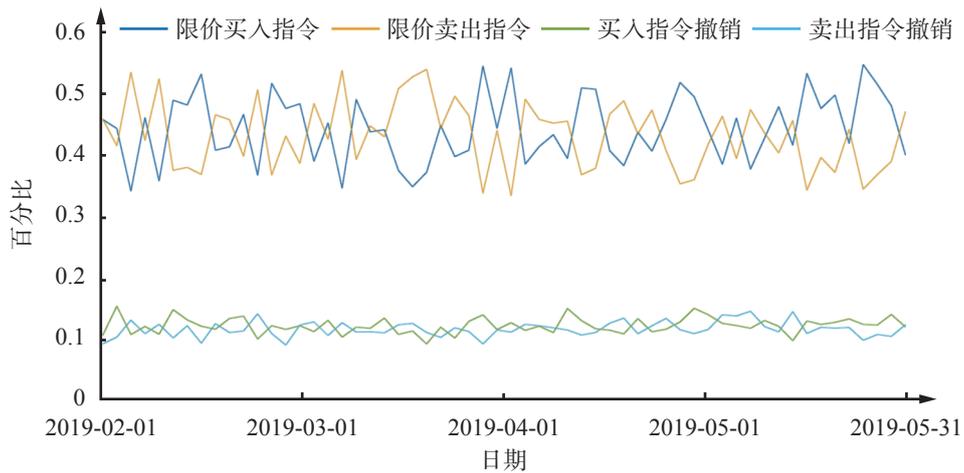
4 实证结果

4.1 指令激励效应

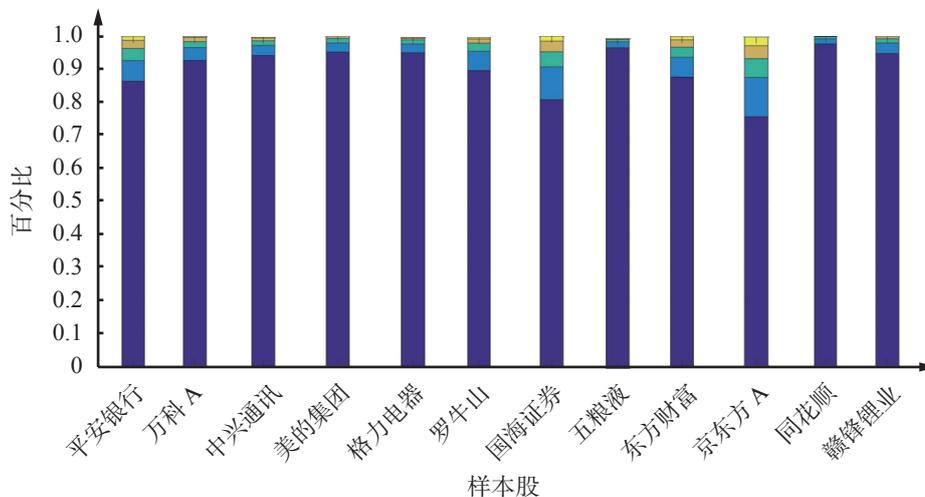
4.1.1 标值 Hawkes 模型设定

多维 Hawkes 过程主要用于描述已发生各种类型的事件对未来事件到达强度的影响,本研究将交易者提交指令的行为视作 Hawkes 过程的事件,并研究不同事件之间的自激励和互激励动态影响。限价指令簿基础指令集合为 ε , $\varepsilon = \{MB, MA, LB, LA, CB, CA\}$, 分别表示市价买入、市价卖出、限价买入、限价卖出、买方撤单、卖方撤单,该分类方法较为简明地描述了指令的类别,但丢失了较多指令簿的信息。为了提高模型估计的准确性,本研究基于限价指令簿动态重构结果,以指令挂单时的价格档位为标准将限价指令进一步细分,不同种类指令以及限价指令各个档位的占比情况见表2。

对于最优报价间提交的限价指令,由于提交后随即缩小买卖价差、改变最优买(卖)价格,并且成为新



(a) 样本期内不同指令占比



(b) 样本股不同大小指令占比

图1 限价指令簿重构部分结果

Figure 1 Partial Results for Rebuilding Limit Order Book

表2 限价指令簿各类型指令占比
Table 2 Proportion of Different Orders in Limit Order Book

股票名称	限价指令						撤单指令	市价指令
	最优报价	2 档	3 档	4 档	5 档	5 档外		
平安银行	39.890	12.117	5.493	3.489	2.488	19.246	17.033	0.242
万科A	35.058	12.724	6.450	3.825	2.397	22.612	16.681	0.252
中兴通讯	25.632	12.832	7.196	4.196	2.758	27.756	19.376	0.253
美的集团	33.934	12.397	6.942	3.903	2.296	21.867	18.389	0.272
格力电器	28.702	12.026	6.860	3.992	2.623	27.277	18.250	0.269
罗牛山	36.795	13.223	5.644	3.378	2.349	19.237	19.216	0.158
国海证券	40.690	12.267	5.193	3.352	2.612	16.076	19.444	0.367
五粮液	22.436	10.978	7.752	4.595	2.938	31.107	19.935	0.259
东方财富	29.348	15.057	7.856	4.491	2.931	22.177	17.852	0.289
京东方A	41.663	11.215	5.226	3.617	3.093	14.464	20.592	0.131
同花顺	22.353	10.400	8.579	5.069	3.292	28.087	21.767	0.453
赣锋锂业	30.358	13.659	7.003	3.742	2.416	23.491	18.987	0.344

注:表中数据为百分比。

的最优报价档位,且占比较少,故本研究将其归类于最优报价档位提交的限价指令。由表2可知,对于单只样本股票,处于最优报价上的限价指令占比最大,总体平均占35%左右,其他指令随着档位的提高占比逐渐减少,但总量仍大于最优档位,可以认为在最优报价之外的限价指令同样蕴含着较为丰富的信息,是交易过程的重要组成部分。因此,本研究的建模将考虑所有价格档位的指令,以更全面地描述指令簿的微观结构。另外,由于交易者在交易过程中可以免费观察到5档价格信息,根据表2可知,买卖2档和3档的占比较高,比例总和接近于样本股的撤单指令,且4档及以外的指令平均占比极少,故本研究将2档和3档的指令流视为同一事件维度,对于3档以外的价格档位不再拆分,即考虑10维标值Hawkes过程,即

$$N = (MB, MA, LB^1, LA^1, LB^{2-3}, LA^{2-3}, LB^{>3}, LA^{>3}, CB, CA) \quad (6)$$

其中,MB为买方提交的市价指令,MA为卖方提交的市价指令,LB为买方提交的限价指令,LA为卖方提交的限价指令,CB为买方提交的撤单指令,CA为卖方提交的撤单指令,1为最优报价提交的指令,2-3为买卖2档和3档提交的指令,>3为3档以外提交的指令。本研究采用的分类方法不再仅局限于委托指令类型的区分,同时也考虑了指令提交档位的影响,对指令的分类更加全面,但也因为模型维度增加而提高了计算压力。为了保证参数估计精度的同时兼顾计算速度,本研究采用Hawkes框架进行粗略估计,以

排除不显著的激励效应。另外,本研究采用指令大小作为指令事件的标值,但对于指令大小的界定没有固定的概念,更多的是交易者经验上的认知。为了得到更全面的分析结果,本研究参考KIRCHNER et al.^[44]的划分方法,采用样本股单个交易日所有同种指令5分位数来划分指令的大小,分析不同大小的指令对整个指令簿系统的影响。

4.1.2 估计结果

本研究采用较大的0.5秒计数区间对Hawkes框架进行估计,在标值Hawkes图的估计过程中采用更小的0.1秒区间以确保参数估计的精度。对于标值Hawkes模型的滞后期选择,本研究参考AIC准则和BIC准则以及实际交易情况选择样本股合理的滞后期数,各样本股的滞后期存在差异,为了保证统一性并兼顾参数估计速率和精确度,本研究选用滞后期区间总数为 $p = 20$,即考虑每个指令提交后10秒内对指令簿其他指令的激励效应。

图2给出Hawkes框架的估计结果,考虑到样本股数量众多,本研究仅展示所有样本股的平均结果以及3只具有代表性的单只样本股的估计结果,后续分析同此例。Hawkes框架的结果通过有向图的形式进行可视化展示,边的粗细程度反映了激励效应显著的频率高低。从平均结果看,指令的提交主要以自激励为主。市价指令主要对其他类型的指令产生激励作用,而自激励效应相对较少。限价指令受到的互激励效应的频率随着价格档位的提升而逐渐减少,撤单指令与同方向最优报价的限价指令之间存在较多的相互激励。对于交易活跃度较高的样本股

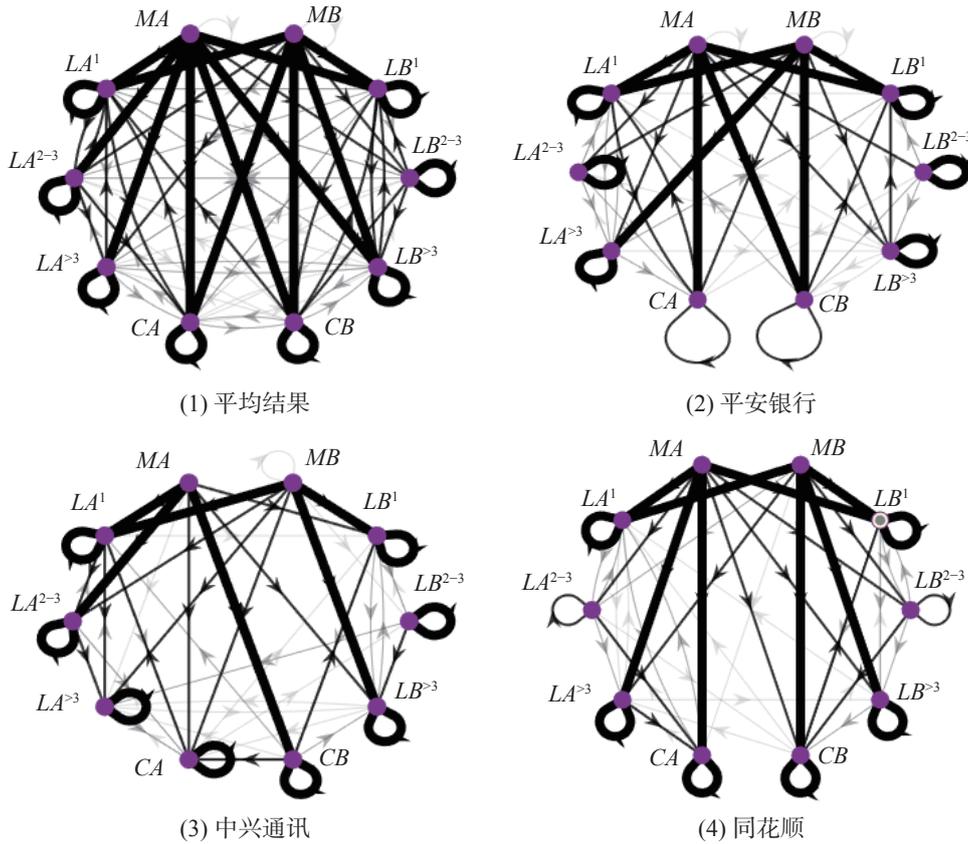


图2 Hawkes 框架部分估计结果

Figure 2 Partial Estimation Results for Hawkes Skeleton

(如中兴通讯), 互激励效应主要集中于限价指令与撤单指令之间。限价指令对同方向更深档位的同种指令的激励效应明显较多, 同时撤单指令对限价指令的激励也显著增强。而对于活跃度相对较低的样本股, 如平安银行和同花顺, 这两只股票的框架结构呈现出一定的相似性, 互激励效应主要来源于市价指令的提交。

在 Hawkes 框架的基础上, 进行 Hawkes 图的估计。考虑到许多研究验证了中国股市中日内效应的存在, 即开盘后和收盘前的一段时间内指令提交数量较大、股价波动较为剧烈、交易活跃且噪声较多。为了确保 Hawkes 模型参数估计的平稳性, 在实证过程中, 本研究排除了包括午间休市以及开盘后和收盘前 10 分钟的数据。同时, 为了充分利用数据信息量, 本研究参考 FILIMONOV et al.^[48] 的研究方式, 将剩余时间段以 10 分钟间隔为参数估计的单位区间进行研究。对于单个股票而言, 共选取了 76 个交易日共计 1 520 个 10 分钟区间进行估计。Hawkes 模型的估计结果通过了 KS 检验, 且系数矩阵谱半径小于 1, 说明 Hawkes 模型是稳定的。定义 Hawkes 过程第 i 维事件在相应时间段内的平均强度为 μ_i , $\mu_i = (1 - \|\Phi\|_1)^{-1} \eta_i$, $\|\cdot\|_1$ 为矩阵的 L1 范数。为了更加清晰地呈现参数估计结果, 本研究使用外源比 R 描述由外源触发的事件数量占总数量的比率^[37], Hawkes 过程第 i 维的外源比为 R_i , $R_i = \frac{\eta_i}{\mu_i}$ 。

表 3 给出标值 Hawkes 模型基础强度 η 和外源比 R 的平均估计结果, 样本股表现出一定的共性和差异。由表 3 可知, 对于单只样本股, 各种指令基础强度 η 较为接近, 该结果表明指令总强度的差距主要来源于激励效应。对于交易相对活跃的样本股 (如中兴通讯) 最优档位以外的限价指令和撤单指令的基础强度较高, 交易活跃度较低的样本股 (如平安银行) 相应指令的强度较低, 该现象与交易相对活跃的股票价格波动较剧烈导致最优档位变化较快有关。

对于外源比 R 的估计结果, 不同种类指令的估计结果有较大差异。市价指令结果均为 1, 表明该类指令几乎不受其他指令的影响。对于限价指令, 激励效应强度在 5% ~ 50% 之间, 且样本股之间差异较为明显。结合表 1 的描述性统计结果, 本研究认为与样本股交易的活跃程度有关。例如, 对于最优档位的激励效应, 如中兴通讯和东方财富等交易活跃的样本股占比达 50% 左右, 而平安银行和万科 A 等活跃度较低的样本股占比约 15%, 结合中国股票市场实际情况, 该现象的解释为中国股市热门股票吸引了更多交易者进入且股价波动较大, 交易者频繁改变交易策略试图套利, 其中最优档位限价指令受激励程度最强, 一定程度上体现出中国股市的羊群效应。这一点在限价指令的价格档位上也有体现, 随着档位的增加, 交易的活跃度降低, 从而表现为激励效应减少。对于撤单指令, 样本股表现出的羊群效应不

表3 标值 Hawkes 模型部分参数估计结果
Table 3 Estimation Results for Partial Parameters in Marked Hawkes Model

股票名称		MA	MB	LA^1	LB^1	LA^{2-3}	LB^{2-3}	$LA^{>3}$	$LB^{>3}$	CA	CB
平安银行	η	0.006	0.008	0.907	0.830	0.552	0.434	0.632	0.578	0.499	0.446
	R	1	1	0.792	0.833	0.912	0.942	0.908	0.932	0.948	0.976
万科A	η	0.020	0.020	0.862	0.820	0.743	0.733	1.067	1.248	0.865	0.901
	R	1	1	0.445	0.501	0.596	0.708	0.659	0.736	0.699	0.774
中兴通讯	η	0.007	0.009	0.985	0.968	0.584	0.533	0.643	0.634	0.540	0.533
	R	1	1	0.828	0.863	0.943	0.959	0.932	0.953	0.943	0.946
美的集团	η	0.013	0.014	0.992	0.960	0.757	0.679	0.963	1.023	0.727	0.733
	R	1	1	0.626	0.696	0.823	0.879	0.815	0.867	0.850	0.913
格力电器	η	0.006	0.005	0.803	0.689	0.437	0.348	0.559	0.611	0.533	0.540
	R	1	1	0.694	0.710	0.810	0.849	0.924	0.900	0.899	0.915
罗牛山	η	0.013	0.012	0.710	0.624	0.439	0.323	0.507	0.588	0.578	0.567
	R	1	1	0.614	0.663	0.869	0.884	0.962	0.930	0.939	0.964
国海证券	η	0.013	0.014	0.905	0.885	0.835	0.784	0.954	1.085	0.750	0.769
	R	1	1	0.718	0.742	0.876	0.905	0.760	0.818	0.816	0.854
五粮液	η	0.019	0.018	0.862	0.795	0.688	0.617	0.892	0.946	0.717	0.703
	R	1	1	0.469	0.521	0.572	0.689	0.721	0.799	0.728	0.808
东方财富	η	0.018	0.018	2.396	2.111	1.227	0.995	1.740	2.027	2.321	2.092
	R	1	1	0.546	0.608	0.749	0.791	0.901	0.881	0.856	0.888
京东方A	η	0.008	0.010	0.425	0.431	0.368	0.336	0.408	0.429	0.308	0.325
	R	1	1	0.832	0.865	0.945	0.966	0.834	0.906	0.834	0.875
同花顺	η	0.009	0.010	0.525	0.486	0.404	0.356	0.516	0.520	0.385	0.397
	R	1	1	0.650	0.678	0.804	0.866	0.881	0.911	0.846	0.906
赣锋锂业	η	0.006	0.008	0.907	0.830	0.552	0.434	0.632	0.578	0.499	0.446
	R	1	1	0.792	0.833	0.912	0.942	0.908	0.932	0.948	0.976

如限价指令明显,本研究认为与交易者的交易心理有关。在挂单之后,交易者更倾向于将自己锁定在这个价格上,若市场价格开始波动,投资者可能认为只是暂时的波动而不是真正的价格趋势,因此不会立即撤回已经提交的限价指令,而是选择等待市场的反弹。

为了检验模型的稳健性,本研究将模型估计时间段划分为15分钟的区间进行估计,估计结果不再列示。两个估计结果没有结构性差异,在下述实证过程中将针对10分钟区间的估计结果进行讨论。

图3分别给出平均结果以及部分样本股标值 Hawkes 图的分支系数矩阵,在此本研究仅分析显著的激励效应。①市价指令对限价和撤单指令都有较为显著的激励效应,且对相同交易方向委托指令的激励效应更强,如买(卖)方市价指令到达后,买(卖)方限价、撤单指令到达的频率更高。结合实际情况

分析这一现象,中国股市中提交市价指令的交易者往往是购买能力和资金实力较强的交易机构等,对于市场行情的把控能力更强,几乎不受外界影响,这类交易者往往可以影响股价走势,在提交市价指令后,其他交易者根据其资金动向动态调整自己的交易策略,进行挂单和撤单等操作。②限价指令以自激励为主,且结合表3可知,同种类指令的买卖方估计结果较为接近,该结果可以从供需的角度进行解释。限价指令簿的本质为供需的匹配,市场需求量大于供给时,价格会上涨,反之下跌,因此无论是买方还是卖方,面对相同的市场情况均会受到供需因素的影响,从而做出类似的交易决策。另外,当指令簿中买方力量较强时,卖方可能调高价格以获得更高收益,反之亦然,因此买卖方的相互作用也导致买卖双方激励效应的趋同。③撤单指令在样本股之间表现出明显差异,例如,对于活跃度接近但不同价位的

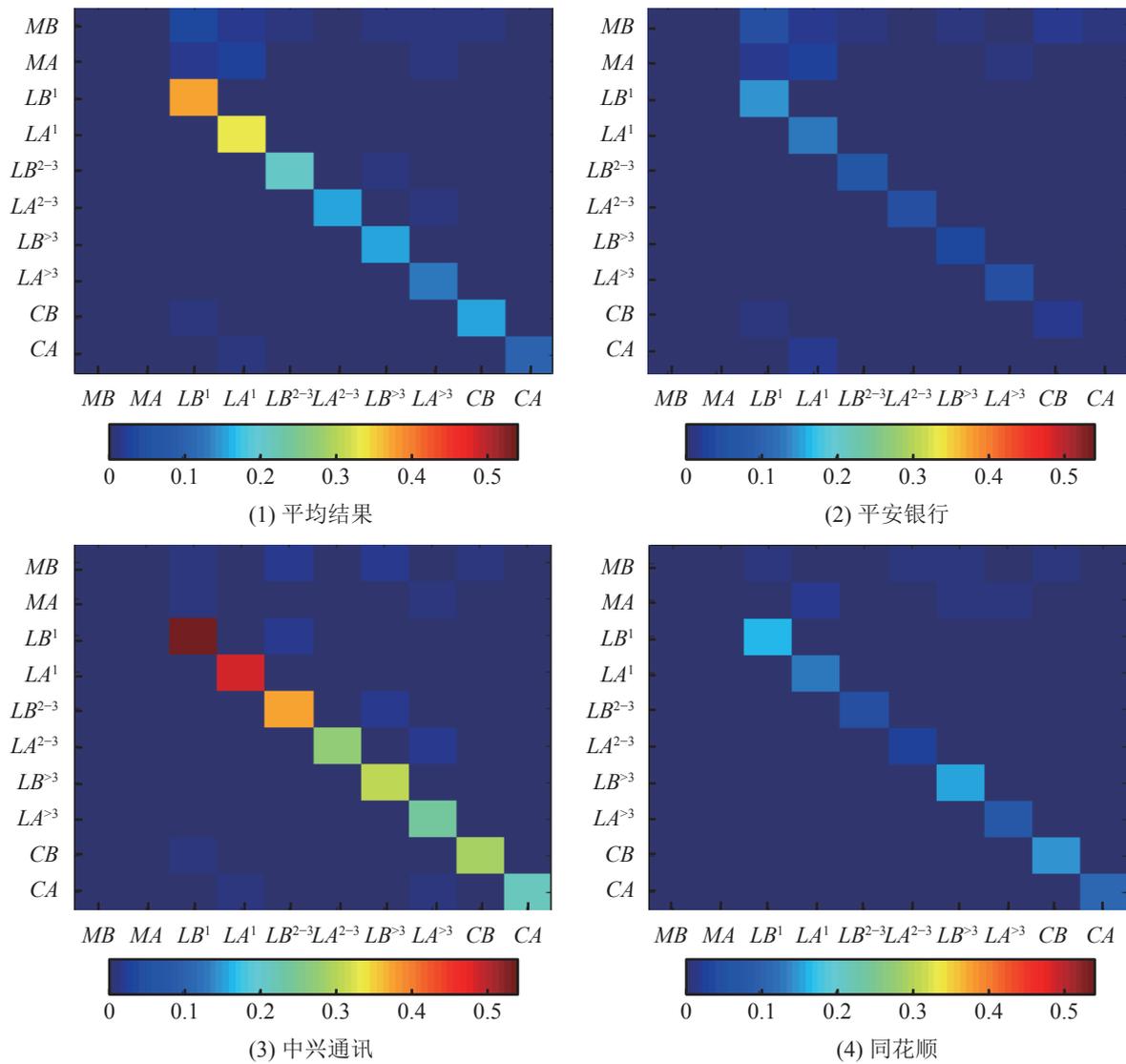


图3 分支系数部分估计结果

Figure 3 Partial Estimation Results for Branching Coefficient

股票(如平安银行和同花顺), 高价股票的自激励效应明显较强且高于所有样本股平均值, 对样本股本身来说自激励强度仅次于最优报价限价指令, 说明高价股票的交易者对撤单指令更加敏感, 跟风效应体现的更加明显。本研究认为高价股具有更大的市值和流动性, 因此对市场的影响更加显著, 当交易者撤回指令时, 往往引起其他交易者的注意, 并导致相同行为的发生。另外, 撤单指令对同方向最优档位限价指令有一定的激励, 这表明交易者在撤掉原有限价指令后提交同方向最优报价的限价指令, 一方面可以解释为交易者接收到新的信息改变自己的交易策略, 另一方面可能为算法交易程序不断提交限价和撤单指令, 从而在市场上出现较为规律的挂单和撤单现象。

为了更清晰地呈现各类事件对整体系统的影响, 本研究采用级联系数和反馈系数的定义进行研究^[39]。基于分支矩阵的估计结果 \hat{M} , 设 $I_{d \times d}$ 为 d 维单位矩阵,

矩阵 E 为分支矩阵在 n 个区间上估计值的总和, $E = \sum_n \hat{M} = (I_{d \times d} - \hat{M})^{-1}$, $\zeta_{i,j}$ 为矩阵 E 的第 i 行第 j 列的元素, 描述了Hawkes过程第 i 维度事件对第 j 维度事件激励强度的总和。基于矩阵 E 的计算结果, 令 c_{i_0} 为Hawkes过程第 i_0 维的级联系数, 即

$$(c_{i_0})_{i_0=1, \dots, d} = \frac{\eta_{i_0} \sum_{j=1}^d \zeta_{i_0, j}}{\sum_{i=1}^d \eta_i \sum_{j=1}^d \zeta_{i, j}}$$

该系数测量 i_0 维事件对系统整体的影响, 若大于 $\frac{1}{d}$, 表明该类事件对系统影响较大; 令 f_j 为Hawkes过程第 j 维反馈系数, 即

$$(f_j)_{j=1, \dots, d} = \frac{\eta_j \zeta_{j, j}}{\sum_{i=1}^d \eta_i \zeta_{i, j}}$$

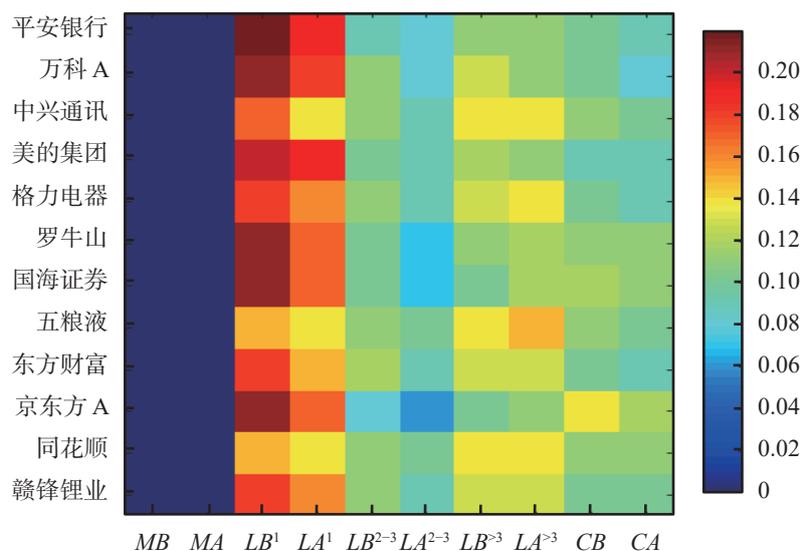


图 4 级联系数估计结果

Figure 4 Estimation Results for Cascade Coefficient

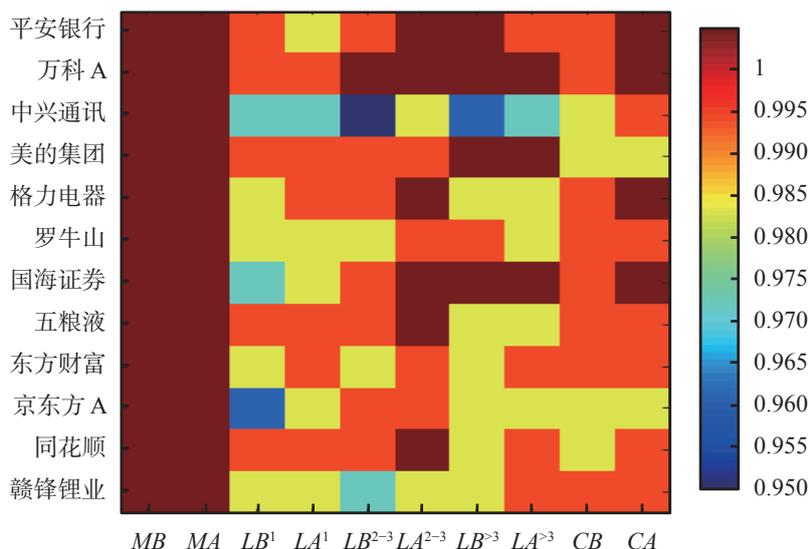


图 5 反馈系数估计结果

Figure 5 Estimation Results for Feedback Coefficient

该系数测量第 j 维事件的总强度中自激励(包括对其他类型事件的互激励发生事件又对自身产生激励)事件所占比例。

图 4 给出各样本股级联系数的估计结果,级联系数揭示了各类型指令对整个交易系统的影响程度。由于市价指令占比相对较少,因此对系统的整体影响相对有限。相比之下,最优档位的限价指令表现出显著的影响力,买卖双方的级联系数均在 0.2 左右波动。这一数据表明,如果限价指令簿中剔除所有最优报价的限价指令,系统的总流动性将大幅下降,降幅高达 40%。其他档位的限价指令和撤单指令在级联系数上均约为 0.1,这意味着在股票市场中,这些指令类型对指令簿流动性的影响程度基本相当,提交和取消限价指令均会通过调整市场的供需平衡来

影响流动性。从上述结果看,中国股票市场的交易活动主要集中在较低的价格档位,同时撤单指令也蕴含着丰富的市场信息。图 5 给出各样本股反馈系数的估计结果,市价指令的结果普遍接近 1,其他指令的结果普遍高于 0.950,这进一步证实指令主要以自激励为主,而互激励效应的影响相对较小,仅占总体效应的 1%~5%。

4.1.3 标值分析

基于指令的标值大小,本研究采用如下方法比较不同标值指令的冲击效应。对于任意估计区间 τ ,定义冲击函数 $h_{i,j,l}$ 构成的矩阵为 $H_l^{(\tau)}$, $h_{i,j,l}$ 为矩阵的第 i 行第 j 列的元素, $l=1, \dots, q_i$, 计算矩阵 $H_l^{(\tau)}$ 的核范数 $\text{tr}(\sqrt{(H_l^{(\tau)})' H_l^{(\tau)}})$, 即为区间 τ 内的冲击效应。对于指令

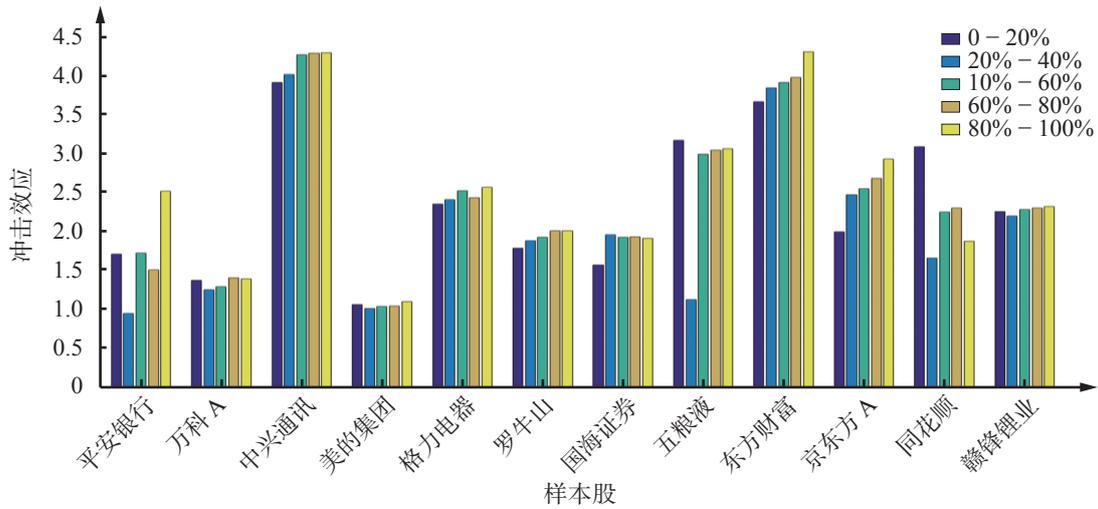


图6 冲击效应估计结果

Figure 6 Estimation Results for Impact Effects

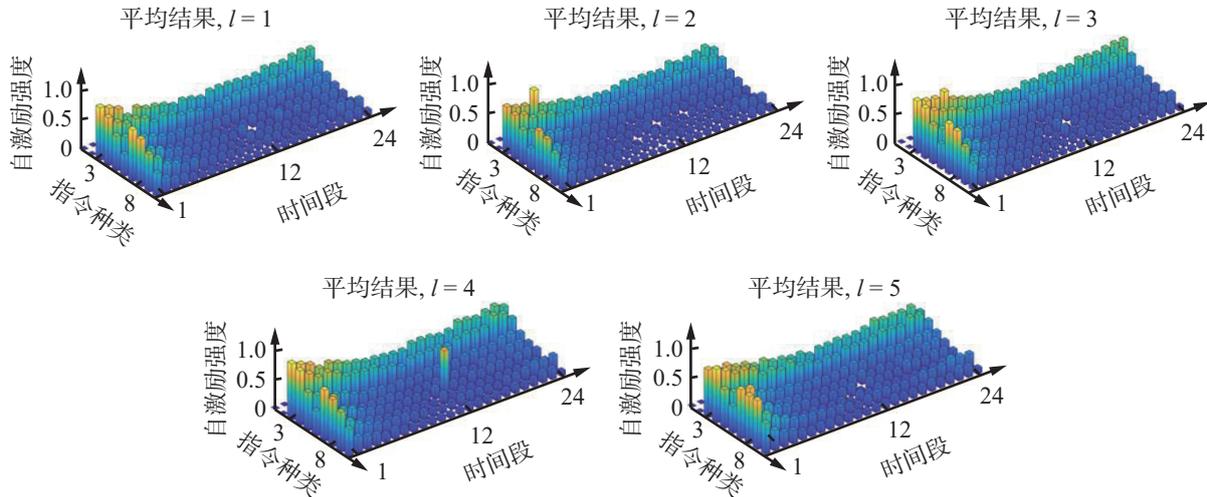


图7 指令自激励效应日内平均估计结果

Figure 7 Average Estimation Results for Order Self-excitement Effects within Trading Day

的大小,本研究采用样本股指令规模的5分位数进行划分,即将指令的标值划分为5个区间进行估计,图6给出相对大小指令的冲击效应的估计结果,样本股的估计结果表现出一定的共性和差异。从整体看,对大部分样本股来说,相对越大的指令冲击越强,冲击效应最大的指令普遍集中在相对大小80%以上的区间。但对于价格较高的样本股(如同花顺和五粮液),0~20%区间相对小单的冲击效应最强。结合中国股票市场散户较多的特点,本研究认为该现象是由于股票价格较高,大部分交易者无法提交数量较大的订单,从而导致交易活跃的部分集中在小订单的区间。对于大部分股票来说,随着指令大小的增加,其对指令簿的冲击效应增加,与股票交易中的经验相符。

4.1.4 日内效应分析

为了探究指令的激励效应在交易日不同时间段

是否表现出差异,本研究基于标值 Hawkes 模型的估计结果,计算每个交易日24个10分钟区间每种指令的自激励效应,图7给出每个交易日开盘和收盘以及午间休市前后的4个10分钟区间的平均结果(单只样本股的估计结果不再列示), $l=1, \dots, 5$ 分别表示指令大小的5分位数区间,指令种类1~10分别表示10种指令的自激励效应,时间段表示每天的10分钟区间,时间段1表示9:30-9:40,以此类推。对于样本股平均结果,5个分位数区间没有表现出结构性差异,最优档位的限价指令自激励效应较为平稳,而其他类型指令的自激励效应则表现出U形形状,即开盘和收盘前的激励效应较强,午间休市前后激励效应较弱。对于交易活跃样本股(如中兴通讯)与平均结果表现类似,其中撤单指令激励效应在11:30收盘前的10分钟激励效应最弱,该现象可以解释为午间休市前交易者根据自己掌握的信息提前为下午开盘做

准备,所以该区间内其他指令的激励效应较强而撤单指令较弱。而对于同价位交易活跃度较差样本股(如平安银行),整体看最优档位的限价指令自激励效应在整个交易日内较为平稳, LB^{2-3} 和 LA^{2-3} 最弱,而 $LB^{>3}$ 和 $LA^{>3}$ 在上午开盘后的 10 分钟内最强,且在 $l=1$ 和 $l=2$ 区间内下午开盘后的一段时间内较强,其他时间段趋于零。高价低活跃度样本股(如同花顺)与平安银行限价指令的自激励效应类似,不同的是撤单指令, $l=4$ 和 $l=5$ 区间内的撤单指令自激励效应表现出 U 形形状,而其他区间内仅上午开盘后的一段时间内较强。因此,本研究认为,虽然样本股之间表现出一定差异,但总体而言最优档位限价指令自激励效应在整个交易日中较为平稳,其他类型指令的自激励效应则表现出较为明显的日内效应。

4.2 指令激励效应与日内波动

前文基于指令流数据分析了指令间的激励效应,并呈现了各样本股指令表现的均值。在实际交易过程中,每个交易日的市场行情均不相同,市场行情是影响交易者交易策略和市场供需关系的重要因素。为了探究指令激励效应与交易日行情波动的相互影响,本研究重点关注样本股的日度特征,进行讨论分析。

本研究探讨指令激励效应对股票日度波动的影响。定义 s 为股票序号, $s=1, \dots, 12$; T 为交易日序号。对于解释变量的选择,本研究选择 s 股票在 T 交易日的标值 Hawkes 模型 10 种指令的激励效应 $Exc_{s,T}^{(k)}$, k' 为事件维度, $k'=1, \dots, 10$, 分别对应的激励效应为 $(MB, MA, LB^1, LA^1, LB^{2-3}, LA^{2-3}, LB^{>3}, LA^{>3}, CB, CA)$ 。结合标值 Hawkes 图的估计结果,市价指令的激励效应选择对其他指令互激励的加总,其他指令选择自激励效应,对每个交易日样本股激励效应的平均值构建 10 个时间序列,分别反映样本股在各个交易日指令激励效应的差异。

对于被解释变量的选择,考虑到市场行情对股票的影响,本研究从样本股自身特征的角度构建被解释变量。首先,考虑股票价格的日内变化情况,定义 s 股票在 T 交易日的收益率为 $R_{s,T}$,同一交易日深圳成指的收益率为 Rm_T ,因此本研究计算样本股超额收益率 $(Rex_{s,T})$ 为样本股收益率与深圳成指收益率的差值,即 $Rex_{s,T} = R_{s,T} - Rm_T$,该指标反映了样本股收益率与市场平均情况的差异。考虑到样本股与市场整体表现的一致性,本研究采用超额收益率的绝对值测量股价变化,该指标越高表明样本股的日内收益率与市场表现差异越大。

其次,本研究采用已实现波动率测量样本股的日内波动情况,通过计算不同采样频率选择使平均已实现波动率 (RV) 较为平稳的采样间隔,并计算不同间隔下样本股零收益的占比情况,结果表明当采样间隔为 5 分钟以上时,样本股的平均已实现波动率较为平稳且零收益占比较少,整体在 5% 以下。因此,本研究采用 5 分钟的频率计算 s 股票在 T 交易日的每日已实现波动率 $RV_{s,T}$ 。

另外,上述指标仅对样本股的日内波动进行评价,缺乏对指令簿流动性的考量。为了探究指令激励效应对股票流动性的影响,本研究选用离散度和交易成本两个指标测量限价指令簿流动性。定义 Q 为本研究计算各个指标时采用的最深价格档位, ξ 为价格档位序号, $\xi=1, \dots, Q$ 。离散度衡量限价指令在指令簿上聚集或分散的程度^[49],同时衡量交易者的竞争程度,竞争程度越高,限价指令分布越紧密,流动性越强。将 s 股票的离散度定义为

$$\Omega_s = \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{\xi=1}^Q dep_{\xi}^b Ds_{\xi}^b}{\sum_{\xi=1}^Q dep_{\xi}^b} + \frac{\sum_{\xi=1}^Q dep_{\xi}^a Ds_{\xi}^a}{\sum_{\xi=1}^Q dep_{\xi}^a} \right) \quad (7)$$

其中, Ω_s 为 s 股票的离散度, a 为卖方, b 为买方, dep_{ξ}^a 为第 ξ 个档位卖方价格档位的深度, dep_{ξ}^b 为第 ξ 个档位买方价格档位的深度, Ds_{ξ}^a 为第 ξ 个档位的卖方价格与下一档位价格的间距, Ds_{ξ}^b 为第 ξ 个档位的买方价格与下一档位价格的间距。

交易成本描述了限价指令簿深度,具体计算方法如下^[50]。对于每只股票,令 θ 为市场流动性突变占每日交易量的百分比,则每个价格档位 ξ 上将要买入的股票数为 F_{ξ}^b ,即

$$F_{\xi}^b = \begin{cases} dep_{\xi}^b & \theta > \sum_{\xi'=1}^{\xi} dep_{\xi'}^b \\ \theta - \sum_{\xi'=1}^{\xi-1} dep_{\xi'}^b & \sum_{\xi'=1}^{\xi-1} dep_{\xi'}^b < \theta < \sum_{\xi'=1}^{\xi} dep_{\xi'}^b \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

计算 F_{ξ}^a 的方法类似。进一步用上述交易成本在交易公允价中的占比测量流动性指标的交易成本,即

$$CtT_s = \frac{\sum_{\xi=1}^Q F_{\xi}^b (P_s - P_{s,\xi}^b) + \sum_{\xi=1}^Q F_{\xi}^a (P_{s,\xi}^a - P_s)}{P_s \cdot \theta} \quad (9)$$

其中, CtT_s 为 s 股票流动性指标的交易成本, P_s 为 s 股票的价格, $P_{s,\xi}^b$ 为 s 股票在买方第 ξ 个档位的的价格, $P_{s,\xi}^a$ 为 s 股票在卖方第 ξ 个档位的的价格。该指标测量限价指令簿买卖双方吸收新增超过平均水平 $\theta\%$ 的流动性时的成本。上述两个指标从深度、价差、指令不平衡等多方面测量指令簿流动性,可以较好地测量限价指令簿状态。由于在实际交易过程中交易者可以免费观察到买卖双方 5 档的价格信息,故选择 $Q=5$ 。本研究采用标准化数据的处理方法,对上述指标进行归一化处理,以消除数据本身的量纲差异,在此基础上进行回归,即

$$Rex_{s,T} = \sum_{k'=1, \dots, 10} \beta_{1,k'} Exc_{s,T}^{(k')} + \varepsilon_{s,T}^1 \quad (10)$$

$$RV_{s,T} = \sum_{k'=1, \dots, 10} \beta_{2,k'} Exc_{s,T}^{(k')} + \varepsilon_{s,T}^2 \quad (11)$$

$$CtT_{s,T} = \sum_{k'=1, \dots, 10} \beta_{3,k'} Exc_{s,T}^{(k')} + \varepsilon_{s,T}^3 \quad (12)$$

$$\Omega_{s,T} = \sum_{k'=1,\dots,10} \beta_{4,k'} Exc_{s,T}^{(k')} + \varepsilon_{s,T}^4 \quad (13)$$

其中, $\beta_{1,k'}$ 、 $\beta_{2,k'}$ 、 $\beta_{3,k'}$ 、 $\beta_{4,k'}$ 为激励效应对应的系数, $k'=1, \dots, 10$; $\varepsilon_{s,T}^1$ 、 $\varepsilon_{s,T}^2$ 、 $\varepsilon_{s,T}^3$ 、 $\varepsilon_{s,T}^4$ 为误差项。由于解释变量较多, 本研究先计算各个样本股激励效应的相关系数, 相关系数矩阵见图8。由图8可知, 各个样本股的指令激励效应之间的相关情况有较大差异, 对于交易较为活跃的样本股(如中兴通讯), 其市价指令互激励效应与其他指令几乎没有相关性, 所有样本股都显示出最优档位限价指令自激励效应与其他激励效应的相关性最小。从整体看自变量之间相关系数均小于0.3, 但市价指令的互激励效应与其他自变量相关性较大。因此, 本研究采用逐步回归的思路逐个引入变量并计算对应的方差膨胀系数(VIF), 除了赣锋锂业卖方市价指令激励效应为零向量需要剔除外, 其余计算结果均小于3, 排除了自变量多重共线性的可能, 保证了回归结果的准确性, 回归结果

见表4~表7。

表4给出指令激励效应与样本股超额收益率的回归结果, 样本股交易日的超额收益率主要受到最优档位限价指令的激励效应的正向影响, 而撤单指令仅对交易活跃度较低的样本股产生正面作用。最优档位限价指令的激励效应较为显著时, 指令集聚现象更频繁, 买卖双方交易量较大, 此时交易者对于股票的上涨或下跌趋势的预期较为统一, 供给或需求急剧增加, 从而导致股票价格的波动更加明显, 超额收益率增加。对于最优档位, 卖方的显著性整体高于买方, 即卖方的力量对于价格波动的推动更强。对于交易活跃度较低的样本股, 由于流动性相对较差, 大量的撤单指令对于指令簿状态的影响十分明显, 该指令的集聚可以促使交易者重新评估股票价格, 修正误差定价, 从而减小买卖价差, 减少买卖摩擦成本, 提高限价指令簿价格发现的有效性, 进一步对股票的超额收益率带来正向影响。市价指令互激

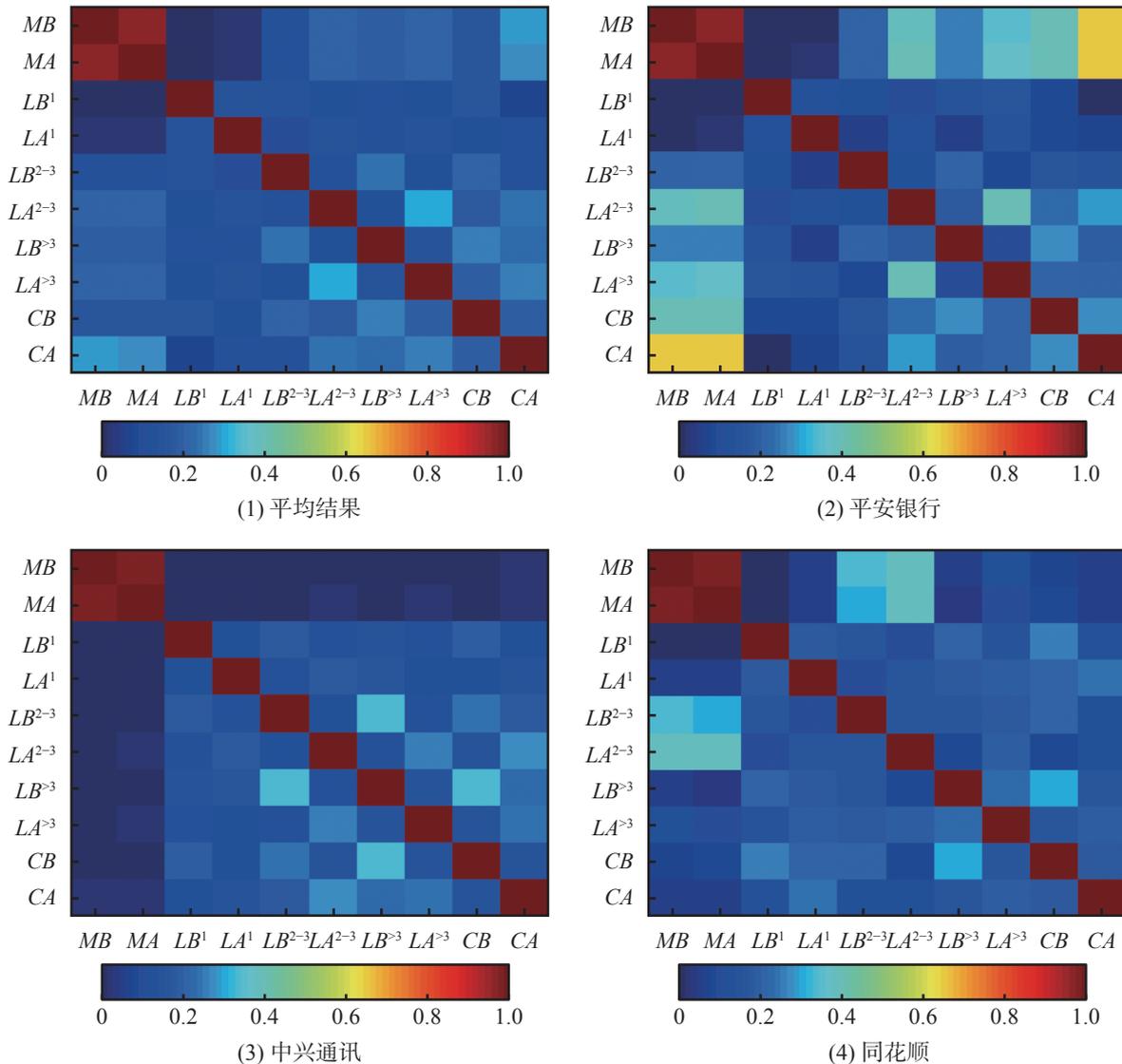


图8 指令激励效应相关系数矩阵

Figure 8 Correlation Coefficients Matrix of Order Excitement Effects

表4 指令激励效应对样本股超额收益率回归结果

Table 4 Regression Results for Order Excitement Effects on Excess Return of Sample Stocks

股票名称	$\beta_{1,1}$	$\beta_{1,2}$	$\beta_{1,3}$	$\beta_{1,4}$	$\beta_{1,5}$	$\beta_{1,6}$	$\beta_{1,7}$	$\beta_{1,8}$	$\beta_{1,9}$	$\beta_{1,10}$
平安银行	-0.109 (-0.726)	-0.073 (-0.355)	0.261** (2.341)	0.102 (0.812)	0.151* (1.763)	0.100 (0.715)	0.154 (1.106)	-0.004 (-0.040)	0.012 (0.085)	0.223** (2.250)
万科A	0.059 (0.287)	0.002 (0.009)	0.457** (2.401)	0.224 (1.573)	0.376** (2.069)	0.006 (0.030)	-0.139 (-0.815)	-0.070 (-0.558)	0.307 (1.473)	-0.110 (-0.559)
中兴通讯	0.287 (1.375)	-0.096 (-0.442)	-0.168 (-1.189)	0.577*** (4.094)	0.230 (1.469)	-0.126 (-0.732)	-0.150 (-1.067)	0.150 (1.070)	0.110 (0.694)	0.113 (0.711)
美的集团	0.035 (0.126)	-0.093 (-0.540)	0.165 (1.233)	0.229** (2.209)	0.334** (2.193)	0.051 (0.305)	-0.049 (-0.341)	0.499** (2.315)	-0.085 (-0.521)	0.084 (0.354)
格力电器	-0.561* (-1.797)	0.016 (0.083)	0.357 (1.532)	0.006 (0.022)	-0.076 (-0.458)	-0.027 (-0.078)	0.315** (2.057)	0.129 (0.791)	0.533*** (3.149)	0 (0)
罗牛山	0.038 (0.240)	0.211 (1.143)	-0.073 (-0.356)	0.350* (1.944)	0.010 (0.057)	0 (0)	0.281** (2.272)	-0.040 (-0.234)	-0.101 (-0.603)	0.217 (1.474)
国海证券	0.189 (0.922)	-0.098 (-0.385)	0.222 (1.453)	0.289** (2.306)	-0.263 (-1.472)	0.328* (1.891)	-0.043 (-0.183)	0.114 (0.496)	0.162 (0.699)	0.110 (0.536)
五粮液	0.154 (0.874)	-0.094 (-0.676)	-0.066 (-0.569)	0.012 (0.098)	-0.101 (-0.700)	0.088 (0.563)	0.206* (1.747)	0.247 (2.047)	0.060 (0.463)	0.250* (1.875)
东方财富	0.180 (0.815)	-0.014 (-0.058)	0.273 (1.586)	0.009 (0.050)	0.083 (0.560)	0.038 (0.225)	0.125 (0.839)	0.051 (0.284)	0.117 (0.500)	0.006 (0.025)
京东方A	0.293 (0.976)	0.063 (0.260)	0.032 (0.319)	0.295** (2.630)	-0.234 (-1.442)	-0.006 (-0.043)	0.120 (0.626)	0.104 (0.702)	0.174 (1.066)	0.071 (0.548)
同花顺	0.394 (1.322)	0.140 (0.544)	-0.007 (-0.036)	0.225 (0.942)	0.133 (0.596)	0.065 (0.295)	0.061 (0.372)	0.163 (0.983)	0.386** (2.298)	0.163 (0.849)
赣锋锂业	0.086 (0.806)	0 (0)	0.084 (0.619)	0.082 (0.676)	-0.070 (-0.611)	0.055 (0.339)	0.238 (1.581)	-0.208 (-1.386)	0.131 (0.908)	0.219 (1.249)

注: 括号内数据为t统计量,***为在1%水平上显著,**为在5%水平上显著,*为在10%水平上显著,下同。

励均不显著,这与市价指令数量较少、激励强度整体较低有关。

表5给出指令激励效应与样本股已实现波动率的回归结果,最优档位限价指令激励的显著个数明显低于表4中的个数,而更深档位限价指令的显著个数明显较多,且系数显著为正。该结果与实际交易经验相符,股票市场的价格波动是由买卖双方的供求关系决定的,限价指令的集聚可以被视为市场参与者策略的趋同。当更深档位出现指令集聚且数量足够多时,这些限价指令会非常具有影响力,以偏离当前最优价格成交的交易意愿增加,从而增加了市场波动的可能性。对于撤单指令的影响,本研究发表现表5所得系数显著的个数多于表4,且卖方的影响更加显著。卖方大量撤单会导致市场供给急剧减少,从而短期流动性降低,交易难度增加,最终导致股价波动率增加。此外,有可能存在部分机构投资者提交大额卖单并在成交前撤回的情况,频繁重复上述行为,制造股价即将下跌的假象,以获取股票筹码。因此,本研究认为不能排除中国股票市场存在谎骗

现象的可能。对比表4的估计结果可知,在连续竞价过程中,最优档位限价指令的激励情况可以更好的反映股票的收益率变化,而高档位限价指令可以更好的识别股票的日内波动。相比之下,市价指令对于上述两个指标的参考性较弱。

表6给出指令激励效应与样本股交易成本的回归结果,对于最优档位的限价指令而言,卖方的正向显著性明显高于买方,且较多样本股的卖方撤单指令激励对于交易成本有显著的负影响。该现象表明,当最优档位的限价卖单大量聚集时,交易者普遍表现出强烈的抛售股票意愿,此时股票价格呈现下降趋势,由于需求效应会导致股票流动性的降低,限价指令簿提供流动性的成本增加;而卖方撤单指令集聚时,交易者抛售意愿缓解,流动性增加,交易成本降低。对比买方看,卖方的影响(负市场回报)对流动性的影响明显较高,这与BRUNNERMEIER et al.^[51]和HAMEED et al.^[52]的研究结论一致。通过对表5和表6的综合分析,本研究发表现市价指令对于股票波动率和交易成本的影响在买卖方之间存在较大差异。

表5 指令激励效应对样本股波动率回归结果

Table 5 Regression Results for Order Excitement Effects on Volatility of Sample Stocks

股票名称	$\beta_{2,1}$	$\beta_{2,2}$	$\beta_{2,3}$	$\beta_{2,4}$	$\beta_{2,5}$	$\beta_{2,6}$	$\beta_{2,7}$	$\beta_{2,8}$	$\beta_{2,9}$	$\beta_{2,10}$
平安银行	0.036 (1.352)	0.025 (0.896)	0.040* (1.803)	-0.018 (-0.847)	0.017 (0.956)	0.050** (2.262)	0.030* (1.770)	-0.025 (-1.139)	0.001 (0.035)	0.005 (0.192)
万科A	0.002 (0.112)	-0.009 (-0.381)	-0.019 (-0.973)	0.060*** (4.461)	-0.022 (-1.184)	0.007 (0.379)	0.060*** (3.338)	0.050*** (3.927)	0.060** (2.613)	0.020 (1.020)
中兴通讯	0.073 (0.988)	-0.057 (-0.735)	0.090* (1.720)	-0.002 (-0.048)	0.011 (0.195)	0.008 (0.136)	0.090* (1.791)	-0.017 (-0.350)	0.092 (1.628)	0.010* (1.705)
美的集团	0.090*** (2.774)	0.003 (0.146)	0.030** (2.230)	0.017 (1.406)	-0.015 (-0.818)	0.040* (1.867)	0.021 (1.272)	0.031 (1.241)	0.060*** (2.994)	-0.027 (-0.988)
格力电器	0.073 (0.988)	-0.057 (-0.735)	0.090* (1.720)	-0.002 (-0.048)	0.011 (0.195)	0.008 (0.136)	0.090* (1.791)	-0.017 (-0.350)	0.092 (1.628)	0.100* (1.705)
罗牛山	0.001 (0.009)	0.174 (0.914)	-0.205 (-0.965)	0.304 (1.639)	-0.061 (-0.343)	-0.041 (-0.281)	0.320** (2.506)	0.079 (0.445)	-0.070 (-0.407)	0.138 (0.910)
国海证券	0.140** (2.287)	-0.069 (-0.929)	-0.029 (-0.655)	0.130*** (3.484)	0.100* (1.863)	0.140*** (2.680)	(-0.130)* (-1.860)	-0.049 (-0.722)	0.106 (1.550)	0.160*** (2.665)
五粮液	-0.032 (-0.144)	-0.059 (-0.340)	0.056 (0.389)	0.108 (0.719)	0.063 (0.347)	0.019 (0.098)	0.047 (0.318)	-0.043 (-0.286)	0.051 (0.317)	0.035 (0.210)
东方财富	0.260*** (4.344)	0.030 (0.482)	-0.045 (-0.959)	-0.068 (-1.422)	0.026 (0.655)	0.011 (0.241)	0.090** (2.318)	0.078 (1.612)	0.077 (1.207)	0.250*** (3.934)
京东方A	0.079 (0.558)	-0.024 (-0.210)	-0.029 (-0.616)	0.100* (1.896)	0.019 (0.246)	-0.051 (-0.725)	0.112 (1.242)	0.150** (2.183)	-0.029 (-0.379)	0.140** (2.326)
同花顺	0.157 (0.915)	0.138 (0.928)	0.127 (1.176)	-0.061 (-0.439)	0.077 (0.595)	-0.002 (-0.012)	0.260*** (2.705)	0.160* (1.718)	0.110 (1.135)	0.147 (1.324)
赣锋锂业	-0.006 (-0.154)	0 (0)	0.130** (2.530)	0.052 (1.112)	-0.047 (-1.051)	0.048 (0.758)	-0.056 (-0.960)	0.026 (0.438)	0.083 (1.483)	0.022 (0.323)

具体而言,市价买入指令的激励效应会对市场动态产生显著影响,但卖出指令则不太明显。这种差异可能与市场流动性有关,在一定时间内,大量市价买入指令的涌入可能导致价格变动剧烈,对限价指令簿的结构造成冲击,从而增加交易成本。此外,考虑到中国股票市场实际情况,市价指令的数量占比极小,出现该类指令集聚现象的概率也很低,大量市价买入的现象表明,市场上存在明显的买卖双方信息不对称。机构的大量买入极易引导散户交易者跟风,特别是在利好行情中。但对于利空行情,由于中国股市存在卖空限制,因此卖方市价指令的激励对股价波动的影响并不明显。此外,还有一种解释是中国股市存在托单和压单的情况。当托单情况发生时,股价下跌风险降低,此时由于买方最优价格档位较深,限价指令的等待成交时间增加,交易者更倾向于采用市价买入指令,以获得低价筹码。而当压单情况发生时,股价上涨预期降低,股票持有者可以选择限价指令来规避风险,而不是一味地接受低价抛售。

表7给出指令激励效应与样本股离散度的回归结果,最优档位限价指令激励效应均存在正向影响,

且买卖方的显著程度没有明显差异。当指令簿的最优档位出现指令集聚现象时,指令簿档位更替变化较快,且市场短期内交易者供需不平衡使指令簿的流动性降低。另外,对于第3价格档位以外的限价指令而言,买方激励的显著性明显高于卖方,且均为正向影响,说明在较深价格档位上,若买方意愿较强,则可能导致买卖双方交易停滞、流动性显著降低,而对于卖方该现象并不明显。本研究认为该现象与中国股票市场的卖空限制机制有关,当市场出现利多行情时,持有内幕信息的交易者可能提前在稍低档位挂单,从而吸收低价位筹码以提高收益,这可能对其他交易者产生示范效应,从而出现在较低的价格区间内跟风挂单的现象。而利空行情由于卖空限制,没有类似的现象出现。结合表6与表7的估计结果,本研究认为指令的激励效应对于指令簿流动性的影响呈现出买卖方的非对称性,且该影响与价格的档位相关。

本研究讨论股票日内波动对于指令激励效应的影响。对于解释变量的选择,目前考虑的指标主要从样本股的日内波动角度进行评估,却未将股票的隔夜信息纳入考量范围,因此本研究在解释变量上

表6 指令激励效应对样本股交易成本回归结果

Table 6 Regression Results for Order Excitement Effects on Cost-to-Trade of Sample Stocks

股票名称	$\beta_{3,1}$	$\beta_{3,2}$	$\beta_{3,3}$	$\beta_{3,4}$	$\beta_{3,5}$	$\beta_{3,6}$	$\beta_{3,7}$	$\beta_{3,8}$	$\beta_{3,9}$	$\beta_{3,10}$
平安银行	0.658* (1.911)	-0.035 (-0.074)	1.064*** (4.174)	0.791*** (2.751)	0.012 (0.061)	-0.395 (-1.231)	-0.102 (-0.322)	-0.273 (-1.200)	-0.150 (-0.482)	0.202 (0.893)
万科A	0.483 (1.487)	0.236 (0.646)	0.236 (0.781)	0.445* (1.973)	0.334 (1.156)	0.056 (0.184)	0.064 (0.238)	-0.110 (-0.549)	0.035 (0.106)	-0.444 (-1.421)
中兴通讯	0.131 (0.389)	0.153 (0.437)	0.559** (2.453)	0.972*** (4.263)	0.191 (0.753)	0.367 (1.321)	0.158 (0.698)	0.134 (0.591)	0.004 (0.014)	-0.397 (-1.549)
美的集团	0.110 (0.279)	0.010 (0.041)	0.595*** (3.099)	0.437*** (2.938)	0.041 (0.187)	-0.297 (-1.239)	-0.124 (-0.601)	0.163 (0.527)	0.122 (0.525)	-0.675* (-1.993)
格力电器	3.852*** (5.232)	0.238 (0.530)	-0.489 (-0.888)	2.788*** (4.582)	0.544 (1.390)	1.978** (2.417)	0.685* (1.894)	-0.135 (-0.351)	-0.195 (-0.488)	-0.412 (-1.145)
罗牛山	0.400 (1.303)	-0.153 (-0.428)	-0.282 (-0.710)	1.270*** (3.648)	-0.051 (-0.153)	0.309 (1.141)	0.057 (0.240)	-0.273 (-0.821)	-0.301 (-0.929)	-0.513* (-1.804)
国海证券	-0.077 (-0.206)	0.150 (0.326)	0.915*** (3.300)	0.994*** (4.362)	0.318 (0.978)	-0.141 (-0.448)	0.140 (0.325)	-0.035 (-0.083)	-0.527 (-1.249)	-0.521 (-1.403)
五粮液	0.802** (2.418)	0.104 (0.395)	0.308 (1.416)	0.527** (2.329)	0.427 (1.570)	-0.091 (-0.308)	-0.159 (-0.720)	0.212 (0.935)	-0.050 (-0.207)	-0.465* (-1.850)
东方财富	0.271 (1.498)	0.208 (1.092)	1.062*** (7.524)	0.504*** (3.480)	0.094 (0.777)	0.142 (1.013)	0.012 (0.100)	-0.204 (-1.398)	-0.368* (-1.911)	-0.300 (-1.565)
京东方A	-0.734 (-1.329)	0.794* (1.767)	1.203*** (6.582)	0.731*** (3.547)	0.045 (0.150)	-0.365 (-1.333)	-0.501 (-1.417)	0.639** (2.337)	-0.292 (-0.973)	-0.381 (-1.611)
同花顺	0.097 (0.414)	0.336 (1.663)	0.217 (1.482)	0.131 (0.695)	0.431** (2.466)	0.307* (1.783)	0.024 (0.190)	0.228* (1.754)	0.380*** (2.882)	0.204 (1.353)
赣锋锂业	0.689*** (3.541)	0 (0)	0.125 (0.507)	0.642*** (2.923)	0.021 (0.102)	0.274 (0.929)	-0.094 (-0.342)	-0.167 (-0.611)	0.001 (0.005)	-0.592 (-1.862)

增加 s 股票在 T 交易日的隔夜收益率指标 $Rni_{s,T}$, 计算方法为样本股当日开盘价相对前一交易日收盘价的收益率, 该指标用于测量股票开盘时是否有较大波动。

对于被解释变量, 本研究采用主成分分析法, 将 10 种激励效应提取主要信息, 聚合为一个综合指标。主成分分析法是被广泛应用的统计方法, 通过正交变换将一组可能存在相关性的变量转换为维度降低且线性不相关的变量^[53]。通过测量每个变量包含信息是否重叠筛选出互不相关的综合变量, 从而在保留主要信息的同时降低数据维度, 因此可以用主成分分析法分析影响市场的主导因素^[54]。表 8 给出样本股各个主成分对于方差的平均贡献率以及由相关系数矩阵计算出的特征值的绝对值, 随着主成分排序的递增, 其边际贡献率逐渐下降, 前 3 个主成分的边际贡献率下降尤为明显, 当到达第 5 个主成分之后, 累计贡献率的增长速度开始显著放缓, 即后续主成分对整体方差的贡献相对较小。特征值的变化趋势也表现出了类似的特点, 从第 5 个主成分开始, 特征值明显小于 1。综合考量累计贡献率和特征值的变

化趋势, 本研究采用前 4 个主成分的线性组合作为指令激励效应综合指标, 能够确保构建的综合指标充分反映样本股的主要波动特征, 同时避免引入过多噪声或次要信息, 确保了研究结果的准确性和可靠性。

参考 CONT et al.^[18] 的研究, 将主成分权重归一化, 归一化后的综合指标为

$$Exc_p = \frac{\omega \cdot Exc_p}{\|\omega\|_1} \quad (14)$$

其中, Exc_p 为主成分向量, ω 为对应的特征向量。则对每只样本股的估计方程为

$$Exc_p_{s,T} = \theta_1 Rex_{s,T} + \theta_2 Rni_{s,T} + \theta_3 CtT_{s,T} + \theta_4 \Omega_{s,T} + \theta_5 RV_{s,T} + \varepsilon_{s,T}^5 \quad (15)$$

其中, $Exc_p_{s,T}$ 为 s 股票在 T 交易日指令激励效应的综合指标, $\theta_1 \sim \theta_5$ 为回归系数, $\varepsilon_{s,T}^5$ 为误差项。(15) 式的回归结果见表 9, 对综合激励效应的估计结果可知, 影响的主要因素为超额收益率和已实现波动率, 离散度指标仅对部分样本股显著, 而隔夜波动和交易成本几乎不显著。本研究认为可以从交易者的风险

表7 指令激励效应对样本股离散度回归结果

Table 7 Regression Results for Order Excitement Effects on Dispersion of Sample Stocks

股票名称	$\beta_{4,1}$	$\beta_{4,2}$	$\beta_{4,3}$	$\beta_{4,4}$	$\beta_{4,5}$	$\beta_{4,6}$	$\beta_{4,7}$	$\beta_{4,8}$	$\beta_{4,9}$	$\beta_{4,10}$
平安银行	0.029 (0.085)	0.358 (0.775)	0.855^{***} (3.440)	0.786^{***} (2.801)	0.186 (0.973)	-0.345 (-1.102)	0.575[*] (1.854)	0.164 (0.739)	-0.217 (-0.713)	0.163 (0.738)
万科A	0.135 (0.780)	0.311 (1.602)	0.205 (1.273)	0.573^{***} (4.767)	-0.252 (-1.636)	-0.042 (-0.260)	0.398^{***} (2.756)	0.047 (0.441)	0.007 (0.037)	0.018 (0.108)
中兴通讯	0.109 (0.664)	-0.202 (-1.191)	0.227^{**} (2.058)	0.229^{**} (2.071)	0.030 (0.248)	-0.281^{**} (-2.083)	0.279^{**} (2.538)	0.151 (1.371)	-0.020 (-0.160)	0.123 (0.987)
美的集团	0.346 (1.130)	0.035 (0.182)	0.539^{***} (3.594)	0.246^{**} (2.123)	0.028 (0.167)	-0.252 (-1.349)	-0.089 (-0.555)	-0.075 (-0.311)	0.155 (0.850)	-0.225 (-0.850)
格力电器	-0.593 (-1.658)	0.069 (0.305)	-0.010 (-0.037)	0.458 (1.552)	-0.118 (-0.628)	-0.136 (-0.344)	0.925^{***} (5.278)	0.284 (1.580)	0.200 (1.032)	-0.218 (-1.262)
罗牛山	0.075 (0.283)	0.418 (0.990)	-0.242 (-0.701)	1.005^{***} (3.332)	0.567[*] (1.930)	0.195 (0.798)	0.369[*] (1.730)	0.301 (1.038)	-0.464 (-1.647)	-0.381 (-1.532)
国海证券	0.382 (0.739)	0.329 (0.891)	0.598^{**} (2.603)	0.694^{***} (3.511)	0.406 (1.234)	-0.279 (-0.993)	-0.154 (-0.442)	-0.253 (-0.768)	-0.063 (-0.180)	-0.288 (-0.958)
五粮液	-0.133 (-0.592)	-0.141 (-0.795)	-0.159 (-1.076)	0.321^{**} (2.091)	0.214 (1.163)	0.065 (0.326)	0.597^{***} (3.974)	0.183 (1.188)	0.416^{**} (2.529)	-0.103 (-0.606)
东方财富	0.487 (1.267)	0.124 (0.933)	0.125 (1.047)	0.010 (0.099)	0.045 (0.489)	0.044 (0.387)	0.356^{***} (3.938)	0.237^{**} (2.186)	0.334^{**} (2.423)	-0.028 (-0.205)
京东方A	-0.497 (-1.151)	0.783^{**} (2.230)	0.552^{***} (3.860)	0.393^{**} (2.408)	0.187 (0.760)	-0.037 (-0.171)	-0.088 (-0.317)	0.442[*] (1.929)	0.011 (0.046)	-0.106 (-0.564)
同花顺	0.107 (0.417)	0.494^{**} (2.242)	0.373[*] (1.809)	-0.082 (-0.245)	0.422[*] (1.984)	0.095 (0.488)	0.271 (1.659)	0.599^{***} (3.730)	-0.011 (-0.068)	0.017 (0.076)
赣锋锂业	0.247 (1.170)	0 (0)	0.317 (1.184)	0.317 (1.330)	0.019 (0.082)	0.359 (1.120)	0.335 (1.125)	-0.295 (-0.996)	0.205 (0.719)	-0.442 (-1.280)

表8 指令激励效应主成分平均贡献率

Table 8 Principal Component's Average Contribution Rate of Order Excitement Effects

主成分编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
贡献率/%	38.152	14.659	10.748	9.302	7.401	5.858	4.861	3.872	3.019	2.128
累计贡献率/%	38.152	52.811	63.559	72.861	80.262	86.120	90.981	94.853	97.872	100
特征值	3.821	1.468	1.070	0.932	0.738	0.590	0.492	0.393	0.300	0.208

偏好和预期收益角度进行解释,若交易者对某股票的预期收益较高(超额收益率增加),或股票持有风险较低(股票波动率降低),则更倾向于持有,反之则倾向于减持,从而影响指令的集聚。而限价指令簿的流动性和隔夜波动对于交易者的预期影响较小,从而对指令集聚的权重较低。因此,本研究认为指令之间激励效应并非取决于盘前信息和指令簿流动性变化,更多取决于日内的价格变化和盘中的波动情况。该现象表明中国股市中交易者在连续竞价阶段更关注短期价格的涨跌波动状况,且比市场整体波动性更强的股票可以发挥龙头作用,而股票的隔夜

价格波动和股票流动性的变化对于交易者策略并没有过多的参考价值。

5 结论

5.1 研究结果

本研究将非参数 Hawkes 图估计方法扩展至标值模型,并应用到中国限价指令簿的建模中,基于指令簿动态演化拟合分析中国指令驱动市场中不同指令事件之间的交互激励效应,剖析交易者的行为特征,探讨指令集聚与股票表现的相互影响。

研究结果表明,①指令驱动市场中各类指令事件

表9 样本股日内波动对指令激励效应回归结果

Table 9 Regression Results for Intraday Volatility of Sample Stocks on Order Excitement Effects

股票名称	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5
平安银行	0.258* (1.839)	0.262 (1.560)	0.066 (0.779)	-0.011 (-0.113)	4.222*** (5.149)
万科A	0.383*** (4.550)	0.006 (0.066)	-0.098 (-1.606)	0.343*** (3.314)	1.192* (1.786)
中兴通讯	0.272* (1.909)	0.311 (1.484)	0.097 (1.512)	0.215 (1.505)	1.260*** (4.384)
美的集团	0.267** (2.623)	0.438*** (3.540)	-0.017 (-0.230)	-0.113 (-1.207)	4.212*** (6.247)
格力电器	0.095 (0.949)	0.200 (1.097)	0.115*** (3.972)	0.001 (0.006)	1.876*** (4.222)
罗牛山	0.640*** (3.273)	0.163 (1.396)	-0.333*** (-3.570)	0.537*** (5.246)	-0.180 (-0.926)
国海证券	-0.135 (-1.227)	0.316** (2.116)	0.077 (1.002)	0.039 (0.392)	1.700*** (7.704)
五粮液	0.533*** (4.949)	0.075 (0.745)	-0.050 (-0.757)	0.427*** (5.428)	-0.112 (-1.023)
东方财富	-0.093 (-0.914)	-0.024 (-0.171)	0.199*** (3.228)	0.578*** (4.627)	0.905*** (3.245)
京东方A	0.024 (0.179)	0.531** (2.598)	0.003 (0.053)	0.261*** (2.956)	1.359*** (4.673)
同花顺	0.109 (1.144)	0.170 (1.026)	0.490*** (4.890)	0.063 (0.668)	0.434*** (3.053)
赣锋锂业	0.337** (2.350)	0.270** (2.157)	-0.105 (-1.333)	0.088 (0.979)	1.523*** (4.549)

的基础强度差距较小,事件数量的主要差异源于激励效应,且激励效应以指令的自激励为主,互激励效应占比较小,仅为1%~5%。对指令激励效应的日内估计结果表明,最优档位限价指令的激励效应在交易日内较为稳定,其他指令类型激励效应表现出较为明显的U形日内效应,即开盘和收盘时激励较为明显,而午间休市前后效应较弱。②对于限价指令,其激励效应的解释力与价格档位相关。具体而言,最优档位限价指令的激励效应对股票的收益率和股票流动性的影响较为显著,其中卖方对于收益率的影响更加显著,而对于流动性来说买卖双方没有显著差异。另外,更深价格档位的限价指令激励效应可以更好地反映股票的波动率。③激励效应对于股票的影响表现出买卖方的明显差异。具体而言,最优限价卖单和卖方撤单激励效应对股票收益和波动的影响更强,表现出卖方影响(负市场回报)对股票波动性和流动性的影响明显较高,这与BRUNNER-MEIER et al.^[51]和HAMEED et al.^[52]的研究结论一致。而市价买单的激励效应对股票的波动率影响更大,这可能与中国股票市场卖空限制有关。④指令激励

效应更多地受到盘中信息和股价波动的影响,而盘前信息和指令簿的流动性对于中国股市交易者的策略没有过多参考价值。

5.2 研究贡献

①关于限价指令簿的建模研究,尽管之前有研究涉及,但基于逐笔数据的研究相对较少。本研究以高频逐笔股票数据为基础进行建模,以交易者的逐笔挂单行为为切入点,深入探讨市场微观结构中交易者行为的交互影响,并进一步揭示了指令激励效应中自激励和互激励的占比情况以及日内效应。②区别于已有研究仅基于指令种类对交易者的挂单行为进行划分,本研究进一步区分不同指令规模对激励效应的影响。不仅拓展了Hawkes图估计方法,还明确了不同规模的限价指令冲击效应的差异,提供了一个更全面的视角来理解市场的动态变化和交易者的决策行为。③本研究通过实证分析探讨指令激励效应对股票日内波动的影响,验证了指令激励效应对股票日内波动的解释能力。在此基础上,本研究进一步区分限价指令档位和买卖方的异质性,探讨影响机制的差异,深化了对市场微观结构中交易

行为的理解。

5.3 实践启示

本研究深入探究基于指令流数据的指令激励效应对股票表现的相互影响,并精准剖析中国股票市场交易者的行为特征,丰富了关于微观结构市场中价格发现问题的探讨,更具有重要的现实意义。①对于监管者,本研究提供了一种有效的风险预警工具。通过提前识别异常的指令集聚现象,监管者可以预见可能的股价大幅波动,并及时采取相应措施控制风险,有助于维护市场的稳定和健康发展。②对于市场交易者,通过量化分析指令提交情况,交易者可以获得宝贵的信息优势,进而优化其交易策略。这不仅有助于提高交易者的盈利能力,还能促进市场的有效性和流动性。

5.4 研究不足

首先,对于指令标值的处理仍有进一步细分的空间,以便更精准地挖掘高频数据背后的信息。其次,如何将指令建模的结果应用于实际场景中,如指令到达、价格变动的预测或具体的交易策略,这些可在未来研究中进行探索。最后,还可以将单个或多个指令簿的状态指标纳入 Hawkes 过程作为一个事件维度,从而挖掘多个指令簿之间的相互影响,也是优化该模型的一个方向。

参考文献:

- [1] 部慧,解峥,李佳鸿,等.基于股评的投资者情绪对股票市场的影响. *管理科学学报*, 2018, 21(4): 86-101.
BU Hui, XIE Zheng, LI Jiahong, et al. Investor sentiment extracted from internet stock message boards and its effect on Chinese stock market. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(4): 86-101.
- [2] 李少育,朱春辉,宁凯旋,等.投资者文本情绪、文本异质信念与市场崩盘风险. *管理科学*, 2023, 36(4): 147-163.
LI Shaoyu, ZHU Chunhui, NING Kaixuan, et al. Investor textual sentiment, textual heterogeneous belief and market crash risks. *Journal of Management Science*, 2023, 36(4): 147-163.
- [3] 向诚,陆静.基于技术分析指标的投资者情绪指数有效性研究. *管理科学*, 2018, 31(1): 129-148.
XIANG Cheng, LU Jing. Validation of investor sentiment index based on technical analysis indicators. *Journal of Management Science*, 2018, 31(1): 129-148.
- [4] 宋军,吴冲锋.基于分散度的金融市场的羊群行为研究. *经济研究*, 2001, 36(11): 21-27.
SONG Jun, WU Chongfeng. A study of herd behavior of financial market based on decentralization degree. *Economic Research Journal*, 2001, 36(11): 21-27.
- [5] 尹力博,杨之辰,韩复龄.中国A股盈利异象之谜:基于错误定价的视角. *管理科学*, 2021, 34(5): 146-160.
YIN Libo, YANG Zhichen, HAN Fuling. Profitability anomalies of Chinese A-share market: insight from mispricing. *Journal of Management Science*, 2021, 34(5): 146-160.
- [6] 许泳昊,徐鑫,朱菲菲.中国A股市场的“大单异象”研究. *管理世界*, 2022, 38(7): 120-132.
XU Yonghao, XU Xin, ZHU Feifei. The “Large-Volume Trading Anomaly” in China’s A-share market. *Journal of Management World*, 2022, 38(7): 120-132.
- [7] DAVILA E, PARLATORE C. Trading costs and informational efficiency. *The Journal of Finance*, 2021, 76(3): 1471-1539.
- [8] 林思涵,陈守东,刘洋.融资融券非对称交易与股票错误定价. *管理科学*, 2020, 33(2): 157-168.
LIN Sihan, CHEN Shoudong, LIU Yang. Asymmetric margin trading and stock mispricing. *Journal of Management Science*, 2020, 33(2): 157-168.
- [9] 张普,陈亮,曹启龙.信息视角下基于异质信念的股票波动性价值研究. *管理科学*, 2018, 31(2): 147-160.
ZHANG Pu, CHEN Liang, CAO Qilong. Study of stocks’ volatility value based on heterogeneous beliefs from informational perspective. *Journal of Management Science*, 2018, 31(2): 147-160.
- [10] 张一,刘志东,张永超,等.异质交易行为对市场价格发现能力的动态影响. *管理科学*, 2021, 34(3): 148-162.
ZHANG Yi, LIU Zhidong, ZHANG Yongchao, et al. Dynamic impact of heterogeneous trading behavior on market price discovery capacity. *Journal of Management Science*, 2021, 34(3): 148-162.
- [11] 刘祥东,刘澄,刘善存,等.羊群行为加剧股票价格波动吗?. *系统工程理论与实践*, 2014, 34(6): 1361-1368.
LIU Xiangdong, LIU Cheng, LIU Shancun, et al. Does herd behavior increase stock price volatility?. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2014, 34(6): 1361-1368.
- [12] 朱菲菲,李惠璇,徐建国,等.短期羊群行为的影响因素与价格效应:基于高频数据的实证检验. *金融研究*, 2019(7): 191-206.
ZHU Feifei, LI Huixuan, XU Jianguo, et al. Determinants and pricing effects of short-term herd behavior: an empirical test based on high-frequency data. *Journal of Financial Research*, 2019(7): 191-206.
- [13] 张普,蒋月娥,倪文辉.羊群行为与股价波动的关系:来自理论层面的证据. *管理科学*, 2021, 34(2): 144-158.
ZHANG Pu, JIANG Yue’e, NI Wenhui. Relationship between herding behavior and stocks’ price volatility: evidence from a theoretical perspective. *Journal of Management Science*, 2021, 34(2): 144-158.
- [14] 刘志峰,张婷婷.投资者彩票偏好对股票价格行为的影响研究. *管理科学学报*, 2020, 23(3): 89-99.
LIU Zhifeng, ZHANG Tingting. The effects of lottery preference on stock price behaviors. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(3): 89-99.
- [15] 俞红海,陈百助,蒋振凯,等.融资融券交易行为及其收益可预测性研究. *管理科学学报*, 2018, 21(1): 72-87.
YU Honghai, CHEN Baizhu, JIANG Zhenkai, et al. Margin trading and stock return predictability. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(1): 72-87.
- [16] 何诚颖,陈锐,薛冰,等.投资者情绪、有限套利与股价异象. *经济研究*, 2021, 56(1): 58-73.
HE Chengying, CHEN Rui, XUE Bing, et al. Investor sentiment, limited arbitrage and stock price anomalies. *Economic Research Journal*, 2021, 56(1): 58-73.
- [17] O’HARA M. High frequency market microstructure. *Journal of Financial Economics*, 2015, 116(2): 257-270.
- [18] CONT R, KUKANOV A, STOIKOV S. The price impact of order book events. *Journal of Financial Econometrics*, 2014, 12(1): 47-

- 88.
- [19] CONT R, DE LARRARD A. Price dynamics in a markovian limit order market. *SIAM Journal on Financial Mathematics*, 2013, 4(1): 1–25.
- [20] 欧阳红兵, 傅毅夫. 中国股市限价指令簿的流动性提供研究. *管理科学*, 2012, 25(4): 91–99.
OUYANG Hongbing, FU Yifu. The liquidity provision of the limit order book on China's stock markets. *Journal of Management Science*, 2012, 25(4): 91–99.
- [21] PHILIP R. Estimating permanent price impact via machine learning. *Journal of Econometrics*, 2020, 215(2): 414–449.
- [22] EISLER Z, BOUCHAUD J P, KOCKELKOREN J. The price impact of order book events: market orders, limit orders and cancellations. *Quantitative Finance*, 2012, 12(9): 1395–1419.
- [23] 冯玲, 林雨, 吴伟平, 等. 随机市场深度下多资产的最优执行问题. *系统工程理论与实践*, 2022, 42(7): 1811–1825.
FENG Ling, LIN Yu, WU Weiping, et al. The optimal portfolio execution problem with the stochastic market depth. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2022, 42(7): 1811–1825.
- [24] MOREAU L, MUHLE-KARBE J, SONER H M. Trading with small price impact. *Mathematical Finance*, 2017, 27(2): 350–400.
- [25] TAO X, DAY A, LING L, et al. On detecting spoofing strategies in high-frequency trading. *Quantitative Finance*, 2022, 22(8): 1405–1425.
- [26] 酆涛, 刘善存, 张强, 等. 指令驱动市场中非知情交易者的最优交易策略. *管理科学学报*, 2017, 20(3): 24–45.
BING Tao, LIU Shancun, ZHANG Qiang, et al. The optimal trading strategy of uninformed traders in an order driven market. *Journal of Management Sciences in China*, 2017, 20(3): 24–45.
- [27] WYART M, BOUCHAUD J P. Self-referential behaviour, overreaction and conventions in financial markets. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2007, 63(1): 1–24.
- [28] TARANTO D E, BORMETTI G, BOUCHAUD J P, et al. Linear models for the impact of order flow on prices. I. History dependent impact models. *Quantitative Finance*, 2018, 18(6): 903–915.
- [29] BROGAARD J, HENDERSHOTT T, RIORDAN R. Price discovery without trading: evidence from limit orders. *The Journal of Finance*, 2019, 74(4): 1621–1658.
- [30] HASBROUCK J, SEPPI D J. Common factors in prices, order flows, and liquidity. *Journal of Financial Economics*, 2001, 59(3): 383–411.
- [31] 刘志东, 赵致远, 王超. 指令流不平衡、指令爆发与价格冲击. *系统工程理论与实践*, 2022, 42(9): 2367–2390.
LIU Zhidong, ZHAO Zhiyuan, WANG Chao. Order flow imbalance, quote burst and price impact. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2022, 42(9): 2367–2390.
- [32] GOULD M D, PORTER M A, WILLIAMS S, et al. Limit order books. *Quantitative Finance*, 2013, 13(11): 1709–1742.
- [33] BACRY E, DAYRI K, MUZY J F. Non-parametric kernel estimation for symmetric Hawkes processes. Application to high frequency financial data. *The European Physical Journal B*, 2012, 85(5): 157–1–157–12.
- [34] 陈淼鑫, 徐亮. 基于 Hawkes 过程的尾部风险溢酬分析. *管理科学学报*, 2019, 22(6): 97–112.
CHEN Miaoxin, XU Liang. Tail risk premium analysis based on Hawkes process. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(6): 97–112.
- [35] 汪冬华, 姚钰雯, 王暖. 基于 Hawkes 过程的国际原油市场与中国股票市场大幅波动联动性研究. *中国管理科学*, 2022, 30(8): 36–43.
WANG Donghua, YAO Yuwen, WANG Nuan. Research on linkage effect of large fluctuations between international crude oil market and Chinese stock market based on Hawkes process. *Chinese Journal of Management Science*, 2022, 30(8): 36–43.
- [36] 刘志东, 郑雪飞. 基于 Hawkes 因子模型的股价共同跳跃研究. *中国管理科学*, 2018, 26(7): 18–31.
LIU Zhidong, ZHENG Xuefei. A study of stock price co-jumps with Hawkes factor model. *Chinese Journal of Management Science*, 2018, 26(7): 18–31.
- [37] ABERGEL F, JEDIDI A. Long-time behavior of a Hawkes process: based limit order book. *SIAM Journal on Financial Mathematics*, 2015, 6(1): 1026–1043.
- [38] LU X F, ABERGEL F. High-dimensional Hawkes processes for limit order books: modelling, empirical analysis and numerical calibration. *Quantitative Finance*, 2018, 18(2): 249–264.
- [39] 刘志东, 赵致远. 基于状态依赖 Hawkes 过程的我国股市限价指令簿事件激励效应研究. *中国管理科学*, 2022, 30(2): 1–13.
LIU Zhidong, ZHAO Zhiyuan. Research on excitation effect among limit order book events in Chinese stock market based on state-dependent Hawkes processes. *Chinese Journal of Management Science*, 2022, 30(2): 1–13.
- [40] BACRY E, MASTROMATTEO I, MUZY J F. Hawkes processes in finance. *Market Microstructure and Liquidity*, 2015, 1(1): 1550005–1–1550005–59.
- [41] BACRY E, JAISSON T, MUZY J F. Estimation of slowly decreasing Hawkes kernels: application to high-frequency order book dynamics. *Quantitative Finance*, 2016, 16(8): 1179–1201.
- [42] EMBRECHTS P, KIRCHNER M. Hawkes graphs. *Theory of Probability & Its Applications*, 2018, 62(1): 132–156.
- [43] KIRCHNER M, BERCHER A. A nonparametric estimation procedure for the Hawkes process: comparison with maximum likelihood estimation. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2018, 88(6): 1106–1116.
- [44] KIRCHNER M, VETTER S. Hawkes model specification for limit order books. *The European Journal of Finance*, 2022, 28(7): 642–662.
- [45] ZHANG Z H, ZOHREN S, ROBERTS S. DeepLOB: deep convolutional neural networks for limit order books. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(11): 3001–3012.
- [46] ZHANG Q, LIPANI A, KIRNAP O, et al. Self-attentive Hawkes process//*Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning*. Online: JMLR. org, 2020: 11183–11193.
- [47] DELATTRE S, FOURNIER N, HOFFMANN M. Hawkes processes on large networks. *The Annals of Applied Probability*, 2016, 26(1): 216–261.
- [48] FILIMONOV V, BICCHETTI D, MAYSTRE N, et al. Quantification of the high level of endogeneity and of structural regime shifts in commodity markets. *Journal of International Money and Finance*, 2014, 42: 174–192.
- [49] KANG W J, ZHANG H P. Limit order book and commonality in liquidity. *Financial Review*, 2013, 48(1): 97–122.
- [50] IRVINE P J, BENSTON G J, KANDEL E. *Liquidity beyond the*

- inside spread: measuring and using information in the limit order book*. Atlanta, GA: Emory University, 2000.
- [51] BRUNNERMEIER M K, PEDERSEN L H. Market liquidity and funding liquidity. *The Review of Financial Studies*, 2009, 22(6): 2201–2238.
- [52] HAMEED A, KANG W J, VISWANATHAN S. Stock market declines and liquidity. *The Journal of Finance*, 2010, 65(1): 257–293.
- [53] WOLD S, ESBENSEN K, GELADI P. Principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1987, 2(1/3): 37–52.
- [54] AVELLANEDA M, LEE J H. Statistical arbitrage in the US equities market. *Quantitative Finance*, 2010, 10(7): 761–782.

Impact of Order Excitement Effects on China's Stock Market: An Empirical Analysis Based on Marked Hawkes Model

LIU Zhidong, YANG Zhuo, HE Xiaoqi

School of Management Science and Engineering, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China

Abstract: In recent years, the submission of orders in China's stock market has demonstrated non-stationarity and clustering characteristics, and the irrational submission behavior of traders has attracted the attention of researchers. It is of great significance to mine order flow data and analyze traders' feedback on overall market information.

From a micro perspective of trader behavior, this study explores the mutual influence of order submission events and analyzes the interaction of trader behavior. Taking Shenzhen Stock Exchange stocks as the study sample, this study rebuilds limit order book with tick-by-tick order data, fits marked Hawkes model to the order flow data, and analyzes the self-excitement and cross-excitement effects quantitatively. Furthermore, this study researches the mutual influence between order excitement and stock intraday volatility empirically.

The results indicate that order excitement effects are the primary factors causing differences in order intensity, and self-excitement accounts for more than 95% of this effect. Except for the optimal limit order, all other order types exhibit a significant "U"-shaped intraday pattern in their self-excitement effects. The empirical study combined with stock intraday volatility has found that the impact of order excitement effects on stocks exhibit asymmetry between bid and ask sides, with market orders from the ask side and limit and cancel orders from the bid side having a more significant effect on daily stock characteristics. Moreover, there is a correlation between the explanatory power of excitement effects of limit orders and depth. Specifically, the optimal bid orders have a greater impact on stock returns, while limit orders at deeper levels are more related to stock volatility. Finally, the study suggests that order excitement effects are mainly influenced by intraday information and short-term volatility, with less relevance to liquidity and pre-market information.

The study results reveal the essence of order clustering from the micro perspective of trader behavior, provide a more comprehensive understanding of trader behavior characteristics, and provide a new research perspective for stock volatility, which has both innovative and practical significance. This study offers risk warning tools for regulators and helps traders optimize their trading strategies.

Keywords: limit order book; marked Hawkes process; Hawkes graph; excitement effects; trader behavior

Received Date: July 21st, 2022 **Accepted Date:** August 30th, 2023

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China (71971226, 72331010)

Biography: LIU Zhidong, doctor in management, is a professor in the School of Management Science and Engineering at Central University of Finance and Economics. His research interests include financial engineering and fintech, computational finance and risk management. His representative paper titled "Option pricing in non-Gaussian Ornstein-Uhlenbeck stochastic volatility processes driven by Lévy process" was published in the *Journal of Management Sciences in China* (Issue 1, 2019). E-mail: liuzhidong@cufe.edu.cn

YANG Zhuo is a Ph.D candidate in the School of Management Science and Engineering at Central University of Finance and Economics. His research interests include quantitative investment and fintech. E-mail: 2021110140@email.cufe.edu.cn

HE Xiaoqi, doctor in economics, is a lecturer in the School of Management Science and Engineering at Central University of Finance and Economics. Her research interests include econometrics theory and applications, and structural model estimation. Her representative paper titled "Measuring diffusion over a large network" has been accepted by *The Review of Economic Studies*. E-mail: hexiaoqi@cufe.edu.cn □

(责任编辑: 刘思宏)